

Konzepte der Gleichgewichtspunkttheorie zur Regelung und Steuerung elastischer Roboterarme

Vom Fachbereich Informatik der
Technischen Universität Darmstadt
zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)
genehmigte

Dissertation

von

Dipl.-Biol. Rudolf Sebastian Klug
(geboren in Marburg)

Referent: Prof. Dr. Oskar von Stryk
Koreferent: Prof. Dr. Bernhard Möhl
(Universität des Saarlandes)

Tag der Einreichung: 14. 04. 2009
Tag der mündlichen Prüfung: 28. 05. 2009

D17
Darmstadt 2010

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Literaturüberblick	3
1.3	Zielsetzung und Gliederung der Arbeit	12
2	Bewegungsdynamik technischer und biologischer Systemen	14
2.1	Lagrange-Formalismus	15
2.2	Dynamik elastisch gekoppelter Systeme	16
2.3	Elastische Kopplung in biologischen Systemen	20
3	Regelung und Steuerung von Bewegungen in der Robotik	23
3.1	Dynamik von Motoren und Sensoren	24
3.1.1	Aktuatoren	24
3.1.2	Sensoren	26
3.2	Regelung	26
3.2.1	Einfache Regler	27
3.2.2	Komplexe Reglerstrukturen und modellbasierte Regelung	29
3.3	Steuerung	32
3.3.1	Vorsteuerung	32
3.3.2	Optimalsteuerung	32
4	Bewegungssteuerung biologischer Systeme	33
4.1	Muskel-Sehnen-Apparat	33
4.1.1	Muskelphysiologie	33
4.1.2	Abstraktion und Modellierung der mechanischen Eigenschaften	36
4.1.3	Von der Muskelkraft zur Bewegung	42
4.2	Sensoren	45
4.2.1	Muskelspindel	46

4.2.2	Golgi-Sehnenorgan	46
4.2.3	Weitere Sensoren	47
4.3	Feedback-Regelung des Muskels	47
4.3.1	Spinale motorische Reflexe	48
4.3.2	Mechanisches Feedback	50
4.4	Modelle der Regelung und Steuerung von Bewegungen	51
4.4.1	Die ideomotorische Hypothese	51
4.4.2	Motorische Programme	52
4.4.3	Interne Dynamikmodelle	53
4.4.4	Optimierungsmodelle	55
4.4.5	Kybernetische Modelle	55
4.4.6	Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie	56
5	Neue Sichtweise und Erweiterung der Gleichgewichtspunkttheorie	57
5.1	Beschreibung der verschiedenen Modelle	58
5.1.1	α -Modell	58
5.1.2	λ -Modell	59
5.1.3	Hybridmodelle	60
5.2	Kritik an der Gleichgewichtspunkttheorie	61
5.3	Mathematische Betrachtung	63
5.3.1	Definition des Gleichgewichtspunktes	63
5.3.2	Regelungstechnische Aspekte	64
5.4	Beschreibung der Potentialfelder	67
5.4.1	Potentielle Energie	68
5.4.2	Kinetische Energie	71
5.5	Erweiterte Kombination von Potentialfeldern	71
5.5.1	Gravitationskompensation	72
5.5.2	Ergänzung der Potentialfelder durch kinetische Energie	73
5.5.3	Lernen von neuen dynamischen Eigenschaften	75
5.5.4	Mögliche Übertragung auf elastische Roboter	76
5.6	Erzeugung von Bewegungen zum Gleichgewichtspunkt	77
5.6.1	Ausnutzen der Potentialfelder	78
5.6.2	Erstellung von virtuellen Trajektorien	80
6	Ergebnisse	82

6.1	Rolle der intrinsischen Eigenschaften des Muskels	82
6.1.1	Vergleich von Feedback-Linearisierung und Muskeleigenschaften .	85
6.1.2	Regelgüte	90
6.2	Anpassung an eine veränderte Dynamik	93
6.2.1	Adaptive Vorsteuerung	94
6.2.2	Beeinflussung durch Potentialfelder	95
6.3	Wege zum Gleichgewichtspunkt	95
6.3.1	Next-State-Planer mittels Potentialfeldern	96
6.3.2	Optimalität der Bewegungen	101
7	Zusammenfassung und Ausblick	107
	Literaturverzeichnis	111

1 Einleitung

1.1 Motivation

Biologische Systeme demonstrieren herausragende Leistungen, wenn es um die Planung und Kontrolle von Bewegungen geht. Selbst einfache Bewegungen erfordern auf Grund der nichtlinearen, dynamischen Eigenschaften des Bewegungsapparates, der besonderen elastischen Eigenschaften der Muskeln und der hohen Redundanz sowohl in der Kinematik selber als auch in der Anzahl der Antriebe pro Gelenk ein hohes Maß an Regelungs- und Steuerungsaufwand. Dennoch ist es für uns als Menschen ein Leichtes, selbst komplexe Aufgaben wie Schreiben, Gehen oder Werfen auszuführen, ohne über die einzelnen Bewegungsabläufe nachdenken zu müssen. Im Gegensatz dazu werden die Bewegungen technischer Systeme, z.B. von Robotern, möglichst bis ins letzte Detail geplant und unterliegen in der Regel der ständigen Feedback-Regelung.

Obwohl in der Biologie zahlreiche unterschiedliche Theorien darüber existieren, wie Bewegungen gelernt und ausgeführt werden, sind viele Aspekte der Bewegungssteuerung immer noch unverstanden. Auf Grund der Komplexität des Bewegungsapparates werden oft nur Teilsysteme oder einzelne Bewegungen betrachtet, was zwar Aufschluss über einzelne Funktionen des Bewegungssystems liefert, aber nur begrenzt Aussagen über das Gesamtsystem zulässt. Entsprechend unterscheiden sich viele dieser Theorien zum Teil sehr stark oder scheinen sich sogar zu widersprechen. Jedoch liegt möglicherweise gerade in der Interaktion der verschiedenen Regelungs- und Steuerungsprinzipien und in ihrer Wechselwirkung mit den mechanischen und dynamischen Eigenschaften des Bewegungsapparates der Schlüssel für ein generelles Verständnis der biologischen Bewegungssteuerung.

Dementsprechend bezieht sich eine Grundidee vieler biologisch inspirierter Robotersysteme der letzten Jahre auf das Ausnutzen der mechanischen und dynamischen Eigenschaften des Bewegungsapparates. Um jedoch diese Eigenschaften der Dynamik nutzen zu können, müssen zwei Voraussetzungen erfüllt sein. Zum einen muss der Roboter ein gewisses Maß an passiver Eigendynamik besitzen, um auf äußere Störungen reagieren zu können, was nur dann der Fall ist, wenn er nicht wie klassische Industrieroboter starr

angetrieben wird, sondern eine entsprechend hohe mechanische Elastizität im Antrieb aufweist. Zum anderen müssen die verwendeten Regelungs- und Steuerungskonzepte so ausgelegt sein, dass sie diese Dynamik auch berücksichtigen oder sogar unterstützen können. Gerade wegen der angesprochenen engen Verkopplung von Regelung bzw. Steuerung und den mechanischen Eigenschaften ist eine gemeinsame Übertragung auf technische Systeme wichtig.

Die für eine technische Umsetzung nötige Abstraktion setzt jedoch ein genaues Verständnis des biologischen Bewegungsapparates voraus. Neben den Eigenschaften der einzelnen Muskeln und den in der Biologie vorhandenen Regelungs- und Steuerungskonzepten ist vor allem die biodynamische Wechselwirkung zwischen den einzelnen Komponenten von Interesse. Eines der Ziele der Übertragung auf technische Systeme ist es dabei, durch Berücksichtigung dieser Wechselwirkungen stabilere Bewegungen zu ermöglichen und den Regelungs- und Steuerungsaufwand zu reduzieren.

Obwohl es kein allein gültiges Konzept der Bewegungssteuerung ist, scheint es ein grundlegendes Prinzip in der Biologie zu sein, dass in vielen Bereichen der Bewegungssteuerung keine komplexen Signale nötig sind um Bewegungen zu erzeugen, wie es im Allgemeinen in der Robotik heute noch der Fall ist. Schon einfache Signale in Kombination mit geeigneten neuronalen und (bio-)mechanischen Strukturen können zu komplexen Bewegungen führen. Die aus der Biologie bekannte Gleichgewichtspunkttheorie, bei der jede Stellung und Bewegung durch ein Gleich- bzw. Ungleichgewicht der an den Gliedmaßen angreifenden Kräfte beschrieben wird, nutzt die besonderen mechanischen und elastischen Eigenschaften des biologischen Bewegungsapparates aus, um aus einfachen Signalen komplexe Bewegungen zu erzeugen. Diese kontrovers diskutierte Theorie kann durch eine regelungstechnische Sichtweise Einblicke in die Interaktion von mechanischen Eigenschaften und Steuersignalen liefern.

In dieser Arbeit sollen die Rolle der mechanischen Eigenschaften der Muskeln bei der Bewegungssteuerung und die Wechselwirkung zwischen den Muskeleigenschaften und den verwendeten Regelungs- und Steuerungsprinzipien untersucht werden. Des Weiteren soll geprüft werden, ob sich die gewonnenen Erkenntnisse auf technische Systeme übertragen lassen und inwieweit eine Reduzierung des Regelungs- und Steuerungsaufwandes möglich ist.

1.2 Literaturüberblick

Einführend soll in diesem Abschnitt kurz der Stand der Forschung in den verschiedenen Teilgebieten dargestellt werden. Auf Grund des hier verfolgten interdisziplinären Ansatzes werden relevante Arbeiten aus der Robotik, Regelungstechnik und Biologie vorgestellt.

Klassische Robotik

In der klassischen Robotik wird ein Roboter in erster Näherung als starre kinematische Kette betrachtet. Allerdings trifft diese Annahme nur zu, wenn sich ein Roboter mit adäquaten Geschwindigkeiten bewegt und die Lasten, die er transportiert, gering sind. Bei hohen Geschwindigkeiten treten jedoch elastische Verformungen in den Gelenken auf, welche, wenn sie nicht erkannt und gedämpft werden, zu Schwingungen führen können [145, 149]. In der praktischen Anwendung von Industrierobotern muss ein Regler zur Schwingungskompensation sowohl robust arbeiten als auch in den meisten Fällen ohne zusätzliche Sensorik auskommen. Obwohl für einfache Reglerstrukturen gezeigt werden kann, dass die Stabilität unter Annahme verschiedener Messwerte garantiert werden kann [146, 150], ist die Performanz solcher geregelten Systeme oft unbefriedigend.

Während in der praktischen Anwendung fast ausschließlich klassische Reglerstrukturen zum Einsatz kommen, werden in der Forschung und in theoretischen Ansätzen komplexere Regler untersucht, die in den meisten Fällen auf dem analytischen Dynamikmodell des Robotersystems aufbauen [123]. Ein Schwerpunkt bildet dabei die Feedback-Linearisierung. Spong konnte mit statischem Feedback die Zustände eines reduzierten Modells (vgl. Abs. 2.2) linearisieren [137]. Eine Linearisierung des vollständigen Modells mittels dynamischen Feedbacks wurde von De Luca et al. gezeigt [23, 24]. In eine ähnliche Richtung gehen die Ansätze der *singular perturbations* bei denen in einer Kaskadenstruktur die schnellen Bewegungen der Antriebe mit den langsamen Bewegungen des Gesamtsystems verschachtelt sind [139].

In Ergänzung zu den oben aufgeführten Arbeiten zur Regelung elastischer Systeme existieren auch Ansätze, die sich gezielt mit der Steuerung von Robotern mit elastischen Gelenken beschäftigen. Dabei werden verschiedene Ansätze der Bahnplanung verfolgt. In [108] erfolgt z.B. die Bahnplanung unter der Verwendung einer Schätzung der vom Arbeitspunkt abhängigen Schwingungsdauer des Roboters. Weitere Ansätze sind die Verwendung von verschiedenen linearen Übertragungsfunktionen, zwischen denen in Abhängigkeit von Arbeitspunkt und Last umgeschaltet wird [1], oder eine modellbasierte Feedforward Steuerung mit Hilfe des Starrkörpermodells [22, 47].

Elastisch angetriebene Roboter

Im Gegensatz zu den bisher gezeigten Ansätzen, in denen die Elastizität und die daraus hervorgehenden Schwingungen als ungewollte Eigenschaften des Systems betrachtet werden, gibt es verschiedene Ansätze, in denen die Elastizität gezielt in das System eingebracht wird. Die neuen dynamischen Eigenschaften eröffnen neue Anwendungsgebiete in denen herkömmliche, starre Roboter nur begrenzt eingesetzt werden können [173]. Obwohl sich die bisher beschriebenen Arbeiten auf die Kompensation von kleinen Abweichungen beziehen, die z. B. durch die Restelastizität in den Getrieben hervorgerufen wird, können diese Ansätze mit geringen Anpassungen auch für die Regelung von Systemen mit höheren Elastizitäten und somit größeren Abweichungen angewandt werden. Analog zu der Modellierung der ungewollten Elastizitäten (z. B. [150]) wird bei Systemen mit gezielt eingebrachter Elastizität das elastische Element in Serie zwischen den Motor und das anzutreibende Gelenk platziert (vgl. Abb. 2.1), so dass man eine klare Trennung vornehmen kann zwischen der antriebsseitigen Position des Motors und der abtriebsseitigen Position des Gelenks.

Einer der ersten Entwürfe für einen solchen serienelastischen Antrieb wurde von Williamson vorgeschlagen und entwickelt [116, 162]. Die Kraft des linear arbeitenden Motors wird über einer Spiralfeder und einen Hebelmechanismus auf das Gelenk übertragen. Der antagonistisch arbeitende Antrieb wurde sowohl in laufenden Robotern [115, 122] als auch in den Armen des Roboters *Cog* [163–165] eingesetzt. Die Serienelastizität erwies sich vor allem bei Kontaktaufgaben als sehr vorteilhaft. Etwa zur gleichen Zeit wurde von Möhl ein biologisch inspirierter, serienelastischer Antrieb entwickelt, bei dem der rotatorische Antrieb über einen elastisch verspannten Seilzug analog zum Muskel-Sehnen-Apparat an das Gelenk gekoppelt ist [94, 95, 97]. Neben den Vorteilen der passiven Nachgiebigkeit bei direkten Mensch-Maschine-Interaktionen wurden die generelle industrielle Anwendbarkeit elastisch angetriebener Systeme und eine mit Industrierobotern gleicher Größe vergleichbare Leistung gezeigt [66, 67].

Eines der Hauptprobleme des serienelastischen Antriebsprinzips ist, dass bei einer konstanten Federsteifigkeit der Lastbereich, in dem der Roboter optimal arbeiten kann, sehr begrenzt ist. Um eine variable Steifigkeit erzeugen zu können, gibt es neben dem Ansatz eines bioanalogen, antagonistischen Antriebs [72] auch den Ansatz, die Federsteifigkeit über eine mechanische Veränderung der Geometrie zu variieren [156].

Einen anderen Ansatz, bei dem die Elastizität bereits Teil des Antriebs ist, bieten die sog. *fluidischen* oder *pneumatischen Muskeln*, die in verschiedenen Ausführungen existieren [21]. Die pneumatischen Antriebe weisen mechanische Eigenschaften auf, die in einigen Bereichen mit den Eigenschaften biologischer Muskeln vergleichbar sind [15, 69].

Diese nichtlinearen elastischen Eigenschaften und die durch die Arbeitsweise bedingte antagonistische Interaktion legen den Einsatz in biologisch inspirierten Robotern nahe, an denen verschiedene Thesen zur biologischen Bewegungssteuerung untersucht wurden [28, 106], die später auch noch einmal angesprochen werden. Die Genauigkeit eines solchen pneumatisch angetriebenen Systems wird jedoch durch Hystereseeffekte und der auf Grund der turbulenten Strömungen schlechten Regulierbarkeit stark begrenzt [155].

Auch ein starrer Roboter kann mit Hilfe entsprechender Sensorik ein nachgiebiges Verhalten simulieren. Durch ein Messen der Reaktionskräfte oder der Positionsunterschiede in den Gelenken kann das Verhalten des Roboters mit Hilfe eines Reglers entsprechend einer vorgegebenen virtuellen Federsteifigkeit simuliert werden [2, 173]. Einer der wesentlichen Nachteile dieses Ansatzes ist jedoch die Tatsache, dass die Nachgiebigkeit aktiv im Regler erzeugt wird und so nur mit einer gewissen Verzögerung wirksam wird im Gegensatz zu den oben beschriebenen Systemen, in denen die Elastizität physikalisch implementiert ist und somit instantan wirkt. Die Abhängigkeit von der Software ist generell ein Nachteil, da auch verrauschte Signale zu Fehlern führen können. Auch die Speicherung von Energie ist nicht möglich, wodurch bestimmte Bewegungen, die in biologischen Systemen nur wenig Energie benötigen, sehr ineffizient werden. Gegenüber den passiv elastischen Systemen ergibt sich jedoch der Vorteil, dass die aktive Nachgiebigkeit durch eine Anpassung der virtuellen Federsteifigkeit an die jeweilige Situation angepasst werden kann, wie es in der Biologie z.B. durch die Co-Kontraktion der Muskeln möglich ist.

Muskeleigenschaften und biologische Bewegungssteuerung

Einige der soeben vorgestellten Regelungs- und Antriebskonzepte orientieren sich bereits an der biologischen Bewegungssteuerung¹ und dem Muskel-Sehnen-Apparat. Die besonderen Eigenschaften der Muskeln und die Funktionen der Bewegungssteuerung sind seit mehreren Jahrhunderten Thema der biologischen Forschung [17, 59].

Muskeleigenschaften

Schon sehr früh wurde die Aufgabe der Muskeln, das Erzeugen von Kraft, erkannt und untersucht. Die Kraft, die ein Muskel erzeugen kann, hängt dabei von verschiedenen

¹Im Gegensatz zur klaren Trennung der Begriffe „*Regelung*“ und „*Steuerung*“ in den Ingenieurwissenschaften wird der Begriff „*Bewegungssteuerung*“ in der Biologie in den meisten Fällen als ein übergeordneter Begriff verwendet, der sich sowohl auf die Regelung als auch auf die Steuerung beziehen kann. Zur eindeutigen Unterscheidung werden im biologischen Zusammenhang die Begriffe „*Feedback-Regelung*“ und „*Feedforward-Steuerung*“ verwendet.

Faktoren ab. Neben dem Grad der Aktivierung des Muskels, welche durch die Erregung durch die Nerven und durch chemische Prozesse innerhalb des Muskels bestimmt wird, ist die vom Muskel erzeugte Kraft sowohl von der aktuellen Länge des Muskels als auch von seiner Kontraktionsgeschwindigkeit abhängig [13, 81, 110]. Diese Abhängigkeiten lassen sich auf die molekulare Interaktion der für die Kontraktion verantwortlichen Myofilamente Aktin und Myosin zurückführen [27, 43, 57]. Darüber hinaus tragen auch die passiven elastischen und dämpfenden Eigenschaften des Muskels zur Kraftentwicklung des Muskels bei [51, 129, 143].

Seit Beginn des 17. Jahrhunderts wurden mathematische Modelle entwickelt, um diese mechanischen Eigenschaften der Muskeln und die Bewegungen des Muskel-Sehnen-Apparates beschreiben zu können [104, 153]. Auf Grund der unterschiedlichen Anwendungsgebiete existieren viele verschiedenen Ansätze der Modellierung, die stark in ihrer Komplexität und ihrer physiologischen Genauigkeit variieren, um den jeweiligen Bedürfnissen zu entsprechen. Viele biodynamische Modelle bauen auf den Arbeiten von Hill [51] und Huxley [57] auf. Während das mikroskopische Muskelmodell nach Huxley die Kraftentwicklung und die dynamischen Eigenschaften des Muskels auf biophysikalischer Ebene beschreibt, indem es die molekularen Bindungsprozesse der Myofilamente modelliert [27, 57, 90], werden in den makroskopischen Modellen nach Hill die phänomenologischen Eigenschaften des Muskels durch eine funktionale Abhängigkeit approximiert [51, 127].

Obwohl die Muskelmodelle nach Huxley eine sehr präzise Beschreibung der physiologischen Eigenschaften des Muskels liefern, sind sie wegen des hohen Rechenaufwands und der aufwändigen Parametrisierung der Modelle nicht für den praktischen Einsatz der Simulation von Bewegungen eines komplexen Muskel-Sehnen-Apparates geeignet [104]. Besser geeignet sind im Gegensatz dazu die Modelle nach Hill, die sich auf Grund ihrer approximierten, funktionalen Darstellung der Muskeleigenschaften leichter parametrisieren und berechnen lassen [127, 166]. Gleichzeitig ist diese Approximation aber auch Grund dafür, dass die Hillschen Muskelmodelle nicht unumstritten sind. Gerade bei schnellen und kurzen oder hochfrequenten Bewegungen ist bekannt, dass Steifigkeit und Dämpfungseigenschaften des Muskels oft nicht ausreichend genau vom Hill-Modell abgebildet werden [128, 157]. Entsprechend gibt es verschiedene Erweiterungen des klassischen Hill-Modells, die für bestimmte Bereiche diese Mängel beheben [37, 50, 127, 133, 166].

Low-Level Feedback-Regelung

Reflexe sind die neuronalen Regelkreise des biologischen Bewegungssystems und lassen sich auch in ihrem Aufbau und Übertragungsverhalten mit technischen Regelkreisen

vergleichen. Eine wesentliche Rolle bei der Bewegungssteuerung spielen die mono- und polysynaptischen spinalen Reflexe, die auf Rückenmarksebene die Muskelaktivierung beeinflussen [110, 125, 147]. Neben den spinal-motorischen Reflexen existieren auch sog. *Loop-Loop-Reflexe*, die über höhere Ebenen des zentralen Nervensystems (Cerebellum oder auch Motorcortex) laufen und mit den spinalen Reflexen eine mehrfach kaskadierende Struktur bilden [125]. Während in technischen Systemen in der Regel positive Rückkopplungen vermieden werden, sind verstärkende Reflexe in biologischen Systemen an vielen Stellen anzutreffen [117, 136] und bilden zusammen mit den hemmenden Reflexen ein ausgeglichenes System. Des Weiteren besteht für das zentrale Nervensystem (ZNS) die Möglichkeit, die Stärke einzelner Reflexe zu modulieren und dadurch das Feedback an eine gegebene Situation anzupassen [142, 152].

Neben den Reflexen können aber auch die Muskeln selber durch ihre Abhängigkeit der Kraftentwicklung von Muskellänge und Kontraktionsgeschwindigkeit als mechanischer Regelkreis betrachtet werden. Obwohl die stabilisierende Wirkung der Muskeleigenschaften schon länger bekannt ist [109], wurde ihr Rolle bei der Bewegungssteuerung erst im Laufe des letzten Jahrzehnts genauer verstanden [83, 98, 160]. Neben der ruck reduzierenden Wirkung der Muskeleigenschaft, wodurch der Muskel und der Bewegungsapparat vor Kraftspitzen geschützt wird [73], konnte an Systemen mit einem Freiheitsgrad gezeigt werden, dass die nichtlinearen, intrinsischen Eigenschaften der Muskeln einen stabilisierenden Einfluss auf die Ausführung von Bewegungen haben [10, 38, 39, 161]. Bei einem System mit mehreren Gelenken stellen darüber hinaus Muskeln, die über zwei Gelenke laufen, eine stabilisierende Wechselwirkung zwischen der Kinematik und der Dynamik der verschiedenen Gelenke her [75].

Modelle der Bewegungssteuerung

Obwohl viel über die Bewegungssteuerung biologischer Systeme, welche als Überbegriff die Feedforward-Steuerung und Feedback-Regelung von Bewegungen zusammenfasst, bekannt ist, ist der genaue Ablauf in vielen Bereichen nach wie vor unbekannt. Es existieren verschiedene Erklärungsmodelle, wie Bewegungen geplant, ausgeführt und beeinflusst werden. Seit Anfang der 80er Jahre stehen sich in der *Motor-Action-Kontroverse* zwei ursprünglich widersprechende Ansätze gegenüber [125].

Auf der einen Seite stehen die Informationsverarbeitungsmodelle, denen eine hierarchische Organisation der Bewegungssteuerung und die Integration von Wahrnehmung nach technischem Vorbild zu Grunde liegen. Dem gegenüber stehen die systemdynamischen Modelle, die sich explizit gegen die Auffassung von konkreten Repräsentationskonstrukten zur Bewegungssteuerung wenden. Die Organisation und Koordination von Bewegun-

gen erfolgt demnach über heterarchische, selbstorganisierende Strukturen. Obwohl sich die ursprünglichen Ansätze in ihren theoretischen Annahmen und der Art der Fragestellung unterscheiden, existieren verschiedene Modelle, welche die Aspekte beider Ansätze verbinden [36, 125, 172].

Die verschiedenen Informationsverarbeitungsmodelle der Bewegungssteuerung haben den Vorteil, dass sie direkt mit den Regelungs- und Steuerungskonzepten in technischen Systemen vergleichbar sind. Neben den Modellen, die sich nur mit der Feedforward-Steuerung beschäftigen, wie z. B. bei der ideomotorischen Hypothese oder den Modellen der motorischen Programme [121, 125] oder den Modellen, die die Bewegungssteuerung allein auf ein komplexes Netzwerk aus Reflexen zurückführen [114], existieren Modelle, die sowohl den Einfluss und die Entstehung interner Modelle der Systemdynamik [53, 62, 168] als auch der Integration von Feedback-Regelung berücksichtigen [91, 158]. Obwohl noch Uneinigkeit darüber herrscht, in welcher Form die internen Modelle im zentralen Nervensystem hinterlegt sind [58, 102], ist das Vorhandensein einer solchen Repräsentation der physikalischen Eigenschaften unumstritten. Auch die verschiedenen Modelle, die die Bewegungssteuerung anhand der Optimierung physikalischer und/oder physiologischer Größen zu erklären versuchen [73, 85, 128], benötigen eine Repräsentation dieser Größen.

Gleichgewichtspunkttheorie

Eine weitere Gruppe von Modellen betrachtet die Muskeln als komplexe Federn, welche die Gliedmaßen zu einem von der Spannung der Muskeln abhängigen Gleichgewichtspunkt zwingen [3, 125, 148]. Die Vorgabe bestimmter Kombinationen von Muskelspannungen führt somit auf Grund der intrinsischen, elastischen Eigenschaften der Muskeln zu selbstorganisierenden Bewegungen, wie sie auch in den systemdynamischen Modellen beschrieben werden. Die für die Entstehung der Bewegungen verantwortliche mechanische Rückkopplung in den Muskeln kann auch als Regelkreis betrachtet werden, der mit neuronalen Strukturen eine hierarchische Struktur zur Bewegungssteuerung darstellt [83, 98, 109] und somit den Modellen der Informationsverarbeitung ähnelt.

Der Grundgedanke der Gleichgewichtspunkttheorie besteht darin, dass Bewegungen und die dafür nötigen Muskelaktivierungen nicht in Form von komplexen Trajektorien geplant werden müssen, sondern, dass das zentrale Nervensystem nur den Endpunkt oder wenige Stützpunkte einer Bewegung vorgeben muss. Die für die Bewegung nötigen Kräfte werden dann von den Muskeln auf Grund der elastischen Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates und den lokal wirkenden Reflexen erzeugt, ohne dass vom zentralen Nervensystem zusätzliche Informationen, z. B. durch die Berechnung der komplexen Be-

wegungsdynamik, bereitgestellt werden müssen. Die verschiedenen Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie unterscheiden sich vor allem in der Bewertung der Rolle der neuronalen Feedback-Mechanismen.

In dem erstmals 1965 von Feldman vorgestelltem „ λ -Modell“ werden Bewegungen in erster Linie durch die Feedback-Regelung des Dehnungsreflexes erzeugt [29, 30, 32, 60, 77, 107]. Ein wichtiges Merkmal dieses Modells ist die unmittelbare Verbindung zwischen der Stellung der Gliedmaßen und den Signalen der Bewegungssteuerung. Durch die direkte Vorgabe der Solllänge λ_{eq} der Muskeln wird über den Dehnungsreflex die Zielposition der Gliedmaßen definiert. Die Tatsache, dass dieser einfache, mit einem PD-Regler vergleichbare Regelkreis, obwohl überhaupt nicht für ein nichtlineares System wie z. B. den menschlichen Arm geeignet, trotzdem zu stabilen Bewegungen führt, bleibt dabei unberücksichtigt und wird in der Literatur nicht weiter ausgeführt.

In dem „ α -Modell“, welches von Bizzi und Kollegen als Alternative zum λ -Modell entwickelt wurde, wird der Aspekt betont, dass stabile Bewegungen auch ganz ohne neuronale Feedback-Mechanismen ausgeführt werden können [7–9, 113]. In der bekannten Studie von Polit und Bizzi wurde an deafferenzierten² Affen gezeigt, dass die Endposition von zuvor gelernten Armbewegungen auch dann noch erreicht werden konnten, wenn nach der Deafferenzierung die Bewegung während ihrer Ausführung von außen gestört wurde [112, 113].

Ein wesentliches Merkmal der Gleichgewichtspunkttheorie ist, dass sie nicht auf eine starre theoretische Sicht der Bewegungssteuerung beschränkt ist, sondern viel mehr einen Grundgerüst bereitstellt, in dem verschiedene Regelungs- und Steuerungskonzepte integriert werden können, wodurch auch das α - und das λ -Modell nicht in direktem Widerspruch zueinander stehen. Auch in den verschiedenen sog. „Hybridmodellen“ kommen mit unterschiedlicher Gewichtung Elemente sowohl der Feedback-Regelung als auch der Feedforward-Steuerung zum Einsatz [46, 63].

Sowohl die α - als auch die λ -Modelle stellen somit nur Teilaspekte der Gleichgewichtspunkttheorie dar, die in bestimmten Bereichen gute Vorhersagen für die Bewegungssteuerung machen, in anderen Bereichen aber nicht mit physiologischen Untersuchungen übereinstimmen. Viele Arbeiten, in denen Ergebnisse präsentiert werden, die die Gleichgewichtspunkttheorie widerlegen sollen, wie die Verletzung der Äquifinalität [53, 76], eine unnatürliche Steifigkeit der Muskeln oder übermäßig komplexe Steuerungssignale [42, 44], beziehen sich in der Regel auf vereinfachte Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie. Es konnte gezeigt werden, dass die Gleichgewichtspunkttheorie nicht im Wider-

²Deafferenzierung bezeichnet die operative oder durch eine Verletzung verursachte Unterbrechung der afferenten Nervenbahnen, welche sensorischen Informationen von der Peripherie zum zentralen Nervensystem übertragen.

spruch zu diesen Ergebnissen steht und in einige Fällen sogar bereits eine Erklärung dieser Phänomene vorweggenommen hatte [31, 45, 46, 79].

Kraft- und Potentialfelder

Eine weitere Bestätigung findet die Gleichgewichtspunkttheorie durch neurophysiologische Untersuchungen an Fröschen und Ratten [9, 41, 101, 102], deren Ergebnisse aber auch auf den Menschen übertragen werden können [61, 131]. Durch die Stimulation bestimmter Regionen des Rückenmarks im Bereich der Lendenwirbel konnten spezifische und ausgeglichene Kontraktionen der Beinmuskeln ausgelöst werden. Die durch die Kontraktionen erzeugten Kräfte bewegten das Bein in Richtung eines stabilen Gleichgewichtspunktes, welcher von der stimulierten Region abhängig war. Durch mehrere Versuche mit unterschiedlichen Startpositionen des Beins wurde ein konvergentes Kraftfeld gemessen, dessen Zentrum die Lage des Gleichgewichtspunktes darstellt.

Neben der Darstellung als Kraftfeld ist auch die Darstellung als Potentialfeld üblich, um die durch die Auslenkung vom Gleichgewichtspunkt im Muskel gespeicherte Energie zu beschreiben [55, 56, 131]. Die Darstellung als Potentialfeld bietet den Vorteil, dass sie eine Verbindung zwischen der Gleichgewichtspunkttheorie und einer Repräsentation der dynamischen Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates ermöglicht.

Bei den Untersuchungen an Fröschen konnte gezeigt werden, dass nur eine kleine Anzahl von diskreten Regionen im Rückenmark zu existieren scheinen, die jeweils einen unterschiedlichen Gleichgewichtspunkt repräsentieren. Der wichtigste Aspekt bei dieser Entdeckung war aber, dass das Kraftfeld, das durch die Stimulation mehrerer Regionen entsteht, der Vektorsumme der Kraftfelder, die durch die Stimulation der einzelnen Regionen entstehen würden, entspricht [41]. Durch eine unterschiedlich starke Aktivierung einzelner Regionen kann so durch die Kombination der Kraftfelder jeder beliebige Gleichgewichtspunkt erreicht werden [102].

Auch die Verschiebung des Gleichgewichtspunktes und die damit einhergehenden Bewegungen lassen sich durch einen gleichmäßigen Wechsel in der Aktivierung der einzelnen Kraftfelder verstehen [8, 41, 102]. Neben Erweiterungen, die einen gestuften Wechsel der Aktivierungen vorschlagen [63], wurden verschiedene Methoden vorgestellt, bei denen eine Verschiebung des Gleichgewichtspunktes entlang des Gradienten eines Potentialfeldes erfolgt [34, 151]. Allerdings werden in diesen Arbeiten die Potentialfelder nur auf Basis von kinematischen Eigenschaften ermittelt und berücksichtigen nicht die dynamischen Eigenschaften des Muskels oder die kinetische Energie der ausgeführten Bewegung.

Biologische Prinzipien in der Robotik

Wie bereits oben ausgeführt, existieren viele Roboter, deren Antriebsprinzipien auf biologischen Vorbildern beruhen. Auch im Bereich der Regelung und Steuerung wurden verschiedene Konzepte aus der Natur übernommen. Neben der experimentellen Anwendung von reflexähnlichen Konzepten zur Regelung und Kollisionserkennung von Industrierobotern [103] wird in der Forschung versucht, viele der oben vorgestellten Ansätze zur Bewegungssteuerung auf biologisch inspirierte Roboter zu übertragen. Während sich einige Arbeiten mit dem Verständnis und der Übertragung der kompletten Erzeugung komplexer Bewegungsabläufe oder der Übertragung der gesamten Steuerungshierarchie befassen [6, 20, 106] konzentrieren sich andere Arbeiten auf einzelne lokale Aspekte [4, 35]. Obwohl in einigen Fällen der Einsatz von biologischen Prinzipien der Bewegungssteuerung auf herkömmliche technische Systeme erfolgt [103] macht auf Grund der engen Verkopplung von Regelung bzw. Steuerung mit den dynamischen Eigenschaften des Bewegungssystems in der Regel nur eine gemeinsame Übertragung auf technische Systeme Sinn.

Die wesentliche Bedeutung der passiven Dynamik des Bewegungssystems in Form der elastischen Eigenschaften der Muskeln wurde für den Bereich der Robotik u. a. durch den von Pfeifer geprägten Begriff „*embodiment*“ bekannt [111]. Die Ausnutzung der elastischen Eigenschaften des Bewegungsapparates, sei es in Form einer elastischen Wirbelsäule [92] oder der auf unterschiedlichste Weise, elastisch gekoppelten Antriebe [10, 67, 94, 116], führte in vielen Projekten, wie z. B. bei dem Roboter *Cog* [163–165] oder dem *BioRob*-Projekt [65–68, 94–97], zu großen Fortschritten. Die Kombination einer geeigneten mechanischen Struktur der elastisch gekoppelten Antriebe und einer nach biologischem Vorbild entworfenen Bewegungssteuerung umgeht in vielen Fällen die oben erwähnten Probleme herkömmlicher, elastischer Roboter und führt zu natürlichen und weichen Bewegungen [165].

Noch einmal erwähnt seien hier die verschiedenen über pneumatisch Muskeln [21] angetriebenen Roboter [12, 70, 71]. Die mit biologischen Muskeln vergleichbaren mechanischen Eigenschaften legen in vielen Fällen auch eine Bewegungssteuerung nahe, welche nach biologischem Vorbild aufgebaut ist [28, 106]. Speziell die elastischen Eigenschaften und der antagonistische Aufbau ermöglichen eine direkte Übertragung der Gleichgewichtspunkttheorie [5, 16, 154].

Wie bei den pneumatisch angetriebenen Robotern lassen sich auch bei Robotern mit elastisch gekoppelten Antrieben verschiedene Prinzipien der Gleichgewichtspunkttheorie anwenden. Allerdings unterscheiden sich die elastischen Eigenschaften von Robotern sehr stark von denen des biologischen Bewegungsapparates, so dass keine direkte Übertra-

gung möglich ist. Aus diesem Grund wird in vielen Arbeiten versucht die stabilisierende Wirkung der nichtlinearen, antagonistisch verspannten Muskeln technisch nachzubilden [72, 99, 171]. Indem mehrere Motoren pro Gelenk eingesetzt werden, wird die Steifigkeit der Federn aktiv an die eines Muskels angepasst.

Auch der Einsatz von Kraft- und Potentialfeldern zur Bewegungssteuerung wurde vorgeschlagen [40, 55]. Um eine vom Abstand zum Gleichgewichtspunkt abhängige Kraft zu erzeugen, die der eines Muskels entspricht, kann ein solches Feld über künstliche neuronale Netze gelernt [144, 165] oder auf der Basis bekannter kinematischer Größen berechnet werden [151]. Eine Anwendung dieser Methoden beschränkt sich aber vor allem auf die Simulation [48, 151] und berücksichtigt nicht, wie oben schon erwähnt, die dynamischen Eigenschaften des Muskels oder die kinetische Energie der ausgeführten Bewegung.

1.3 Zielsetzung und Gliederung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Regelung und Steuerung von Bewegungen in biologischen Systemen nach dem Konzept der Gleichgewichtspunkttheorie und der Möglichkeit einer technischen Übertragung.

Mit dem Ziel eines besseren Verständnisses der biologischen Bewegungssteuerung soll zum einen im Sinne der Technischen Biologie durch eine technische Betrachtungsweise des biologischen Bewegungsapparates eine neue Sichtweise auf die in der Biologie bekannte Gleichgewichtspunkttheorie gegeben werden. Zum anderen soll durch die technische Analyse der komplexen Interaktion von mechanischen Eigenschaften des Bewegungsapparates und der neuronalen Bewegungssteuerung eine Erklärungsmöglichkeit geliefert werden, wie in biologischen Systemen Bewegungen geplant und Redundanzen auf den verschiedenen Ebene aufgelöst werden können.

Ein weiteres Ziel soll eine bionische Übertragung dieser im biologischen Bewegungssystem gefundenen Steuerungsprinzipien auf technische Systeme sein. Es soll untersucht werden, inwieweit auch bei technischen Systemen eine Reduzierung des Regelungs- und Steuerungsaufwandes zu erwarten ist und welche hardwaretechnischen Voraussetzungen nötig sind, um solche Prinzipien überhaupt nutzen zu können.

Die weitere Gliederung der Arbeit ergibt sich wie folgt.

Kapitel 2 beschäftigt sich mit der Modellierung der Bewegungsdynamik technischer und biologischer Systeme. Ausgehend von der Modellierung starrer Systeme wird untersucht wie die Bewegungsgleichungen für elastisch gekoppelte Systeme erweitert werden können und wie diese Erweiterungen auch für biologische Systeme eingesetzt werden können.

In Kapitel 3 werden neben der Dynamik technischer Antriebe auch die Grundlagen der Regelung und Steuerung vorgestellt, die bei herkömmlichen Robotern Verwendung finden. Als Erweiterung wird gezeigt, wie die klassischen Regelungs- und Steuerungsprinzipien für die Verwendung bei elastisch gekoppelten Systemen erweitert werden müssen und welche Schwierigkeiten sich ergeben können.

Da ein zentraler Schwerpunkt dieser Arbeit in einem besseren Verständnis der biologischen Bewegungssteuerung liegt, werden in Kapitel 4 neben den mechanischen Eigenschaften der Muskeln auch die biologischen Regelungs- und Steuerungsmechanismen vorgestellt. Ausgehend von den Eigenschaften eines einzelnen Muskels wird das komplexe Zusammenwirken der verschiedenen Muskeln sowohl auf mechanischer als auch auf neuronaler Ebene untersucht und in einer Form dargestellt, die einen direkten Vergleich mit technischen Systemen ermöglicht.

Kapitel 5 stellt zuerst die bekannten Grundlagen der Gleichgewichtspunkttheorie vor. Als Erweiterung dieser biologischen Sichtweise werden in den darauf folgenden Abschnitten eine technische Interpretation vorgestellt und die Verwendung der Gleichgewichtspunkttheorie zur Planung und zum Erlernen von Bewegungen diskutiert.

In Kapitel 6 werden die Simulationsergebnisse aus den verschiedenen Experimenten mit biologischen und technischen Systemen vorgestellt. Neben dem dynamischen Übertragungsverhalten des Muskel-Sehnen-Apparates werden Bewegungen des menschlichen Armes untersucht, welche mit den in Kapitel 5 vorgestellten Methode erzeugt, geplant und umgesetzt wurden. Des Weiteren werden die Übertragungsmöglichkeiten dieser Methoden auf technische Systeme untersucht.

Das letzte Kapitel schließt die Arbeit mit einer Zusammenfassung ab und gibt einen Ausblick auf mögliche, weiterführende Arbeiten.

2 Bewegungsdynamik technischer und biologischer Systemen

In diesem Kapitel werden Grundlagen der Bewegungsdynamik von technischen und biologischen Systemen vorgestellt. Obwohl sich die verwendeten Materialien und Konstruktionsprinzipien von Grund auf unterscheiden, lassen sich beide Systeme als Mehrkörpersysteme modellieren, bei denen die einzelnen Körper (Glieder) über elementare Gelenkstrukturen verbunden sind. Für die Aufstellung des Modells, welches die Dynamik eines solchen Systems beschreibt, wurde eine physikalisch motivierte Implementation verwendet, welche die physikalischen Eigenschaften des Systems möglichst direkt abzubilden versucht [19, 138]. So kann eine für technische und biologische Systeme gemeinsame Formulierung der Bewegungsdynamik verwendet werden, bei der sich die einzelnen Systeme nur in ihren Parametern unterscheiden.

Bei den hier betrachteten Bewegungssystemen wird angenommen, dass die einzelnen Glieder der kinematischen Kette in sich starr sind [25, 119]. Diese Annahme trifft nicht nur für die meisten Industrieroboter zu, deren einzelne Glieder sehr massiv ausgelegt sind, um eben solche Verformungen zu verhindern, oder für den hier verwendeten BioRob, der trotz seiner Leichtbauweise auf Grund seiner Konstruktion so gut wie keine Verformung aufweist. Auch die Knochen im biologischen Bewegungsapparat können, obwohl es auf Grund der Heterogenität und Anisotropie schwierig ist, die mechanischen Eigenschaften eines Knochens eindeutig zu charakterisieren, als starr angenommen werden [118]. Im Gegensatz zum klassischen Industrieroboter jedoch treten bei den hier betrachteten Bewegungssystemen elastische Verformungen jeweils zwischen den Gliedern und ihren Antrieben auf.

Neben der nichtlinearen Mehrkörperdynamik und der elastischen Kopplung von An- und Abtrieb ist auch die Aktivierungsdynamik der Antriebe von entscheidender Bedeutung. Da sich jedoch die Dynamik der Antriebe in Technik (Elektromotor) und Biologie (Muskel) zum einen sehr stark unterscheiden und zum anderen direkten Einfluss auf die verwendeten Regelungs- und Steuerungsprinzipien haben, werden sie in den folgenden beiden Kapiteln gesondert betrachtet.

2.1 Lagrange-Formalismus

Die Bewegungsgleichungen eines Mehrkörpersystems lassen sich mit Hilfe des Impuls- und Drallsatzes (Newton-Euler-Formalismus) oder mit Hilfe der Energieerhaltung (Lagrange-Formalismus) herleiten. Obwohl natürlich beide Ansätze bei numerischer Berechnung die gleiche Lösung liefern [100, 135], ergeben sich Unterschiede in der Komplexität der Berechnung, die sich vor allem bei Systemen mit einer größeren Anzahl von Freiheitsgraden zu Gunsten des Newton-Euler-Formalismus bemerkbar machen.

Ein wesentlicher Vorteil des Lagrange Formalismus ist jedoch, dass die physikalischen Eigenschaften direkt im Modell widerspiegelt werden. Da dies sowohl für die Modellierung eines Roboters mit elastischen Gelenken von Bedeutung ist (Abs. 2.2), als auch später bei der Betrachtung der biologischen Bewegungssteuerung (Abs. 5.4) eine Rolle spielt, sollen die Bewegungsgleichungen hier mit Hilfe des Lagrange Formalismus hergeleitet werden.

Die Lagrangefunktion \mathcal{L} beschreibt die Differenz zwischen der kinetischen Energie $K(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ und der potentiellen Energie $P(\mathbf{q})$ eines Mehrkörpersystems:

$$\mathcal{L}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = K(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) - P(\mathbf{q}) \quad (2.1)$$

mit $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^n$ als zeitabhängigen Vektor der n Gelenkvariablen. Die Bewegungsgleichungen lassen sich mit Hilfe der Lagrange-Gleichungen 2. Art

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial q_i} = \tau_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (2.2)$$

ableiten wodurch sich nach einsetzen von Gleichung (2.1)

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial K(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial K(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})}{\partial q_i} + \frac{\partial P(\mathbf{q})}{\partial q_i} = \tau_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (2.3)$$

ergibt. Der Vektor $\boldsymbol{\tau}$ beschreibt dabei die Summe aller externen Kräfte, die z.B. durch die Antriebe oder durch Interaktion mit der Umwelt auf das jeweilige Gelenk wirken. Unter zur Hilfenahme der Massenmatrix $M(\mathbf{q})$ lässt sich kinetische Energie K als quadratische Funktion der Geschwindigkeit schreiben als:

$$K(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T \cdot M(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}}. \quad (2.4)$$

Durch Einsetzen dieser Gleichung für die kinetische Energie in Gleichung (2.3) ergibt

sich die Bewegungsgleichung zu

$$M(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \underbrace{\dot{M}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} - \frac{1}{2} \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{q}} (\dot{\mathbf{q}}^T M(\mathbf{q}) \dot{\mathbf{q}})^T \right)}_{\text{Coriolis- und Zentrifugalkräfte}} + G(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau} , \quad (2.5)$$

wobei sich die auf das System wirkende Gravitation $G(\mathbf{q})$ direkt aus der partiellen Ableitung der potentiellen Energie $P(\mathbf{q})$ nach \mathbf{q} ergibt. Nach Zusammenfassung der beiden Terme für die Coriolis- und Zentrifugalkräfte zu $C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ lässt sich die Bewegungsgleichung in der bekannten Form als Gleichung für die inverse Dynamik schreiben:

$$M(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + G(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau} . \quad (2.6)$$

Durch die Auflösung von Gleichung (2.6) nach $\ddot{\mathbf{q}}$ ergibt das Differentialgleichungssystem für die direkte Dynamik des Systems in Abhängigkeit von dem Antriebsmoment $\boldsymbol{\tau}$:

$$\ddot{\mathbf{q}} = \frac{1}{M(\mathbf{q})} [\boldsymbol{\tau} - C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + G(\mathbf{q})] . \quad (2.7)$$

2.2 Dynamik elastisch gekoppelter Systeme

Obwohl bei den meisten Industrierobotern die Kopplung zwischen den Motoren und den Robotergliedern möglichst starr ausgelegt sind, treten auch hier Schwingungen auf. Bei hochdynamischen Bewegungen können auf Grund von nicht vermeidbaren Elastizitäten in den Getrieben Verformungen auftreten [25, 119], so dass die antriebsseitige Motorposition und die abtriebsseitige Position des Gelenks nicht mehr übereinstimmen. Während solche elastischen Verformungen in Industrierobotern nur bei starker Belastung auftreten, werden bei anderen Robotern gezielt Elastizitäten eingesetzt [66, 97, 116, 173] oder sind durch die Art des Antriebs bedingt [21, 69]. Auch der biologische Antrieb, der Muskel, besitzt eine gewisse Elastizität [51, 72, 81], die zum Teil durch natürliche Elastizität der Sehnen und des Gewebes, aber auch durch die intrinsischen Eigenschaften des Muskels bedingt sind.

Bei der Modellierung von elastisch gekoppelten Systemen besteht der wesentliche Unterschied zu starren Systemen darin, dass jeder Freiheitsgrad analog zu einem Zweimassensystem beschrieben werden muss (Abb. 2.1). Der Motor und das angetriebene Glied können sich in Grenzen unabhängig voneinander bewegen und sind nur über das elastische Element zwischen ihnen verbunden. Entsprechend sind für die Beschreibung des

Systemzustand eines Roboters mit n Freiheitsgraden $2n$ Variablen nötig: die n Motorpositionen θ und die n abtriebsseitigen Gelenkpositionen q .

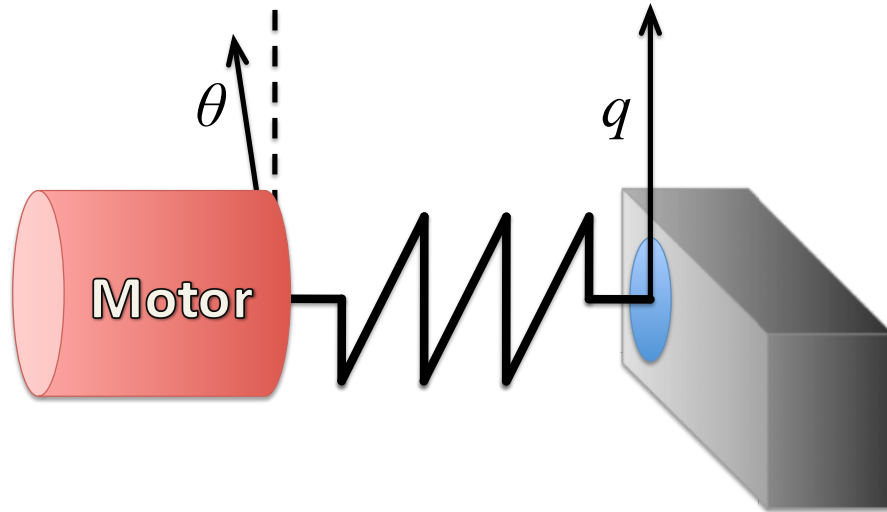


Abbildung 2.1: Schematische Darstellung eines elastisch gekoppelten Gliedes als Zwei-Massen-System. Auf Grund von Verformungen in der elastischen Verbindung stimmen Motorposition θ und abtriebsseitige Gelenkposition q nicht überein.

Die Bewegungsgleichung, die die Dynamik eines elastisch gekoppelten Systems beschreibt, lässt sich analog zum vorigen Abschnitt mit Hilfe des Lagrange-Formalismus (Gl. 2.1) herleiten. Durch die hier vorgestellte Erweiterung können auch die Effekte der elastischen Kopplung berücksichtigt werden.

Zum einen besteht die potentielle Energie P nicht mehr nur aus der potentiellen Energie im Gravitationsfeld P_G , sondern zusätzlich noch aus der in den elastischen Elementen gespeicherten Energie P_{El} .

$$P = P_G - P_{El} \quad (2.8)$$

Während die potentielle Energie im Gravitationsfeld auf Grund der elastischen Verformung nur abhängig von der abtriebsseitigen Gelenkposition q ist,

$$P_G = P_G(q) \quad (2.9)$$

ergibt sich die in dem elastischen Element gespeicherte Energie P_{El} aus der Differenz von Motorposition θ und abtriebsseitiger Gelenkposition q und der Steifigkeit der elastischen

Verbindungen, die in der Diagonalmatrix E_S als Steifigkeitsmatrix zusammengefasst sind.

$$P_{El} = P_{El}(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2}(\boldsymbol{\theta} - \mathbf{q})^T E_S (\boldsymbol{\theta} - \mathbf{q}) \quad (2.10)$$

Die Tatsache, dass sich Motor und Gelenk unabhängig von einander bewegen können, spiegelt sich auch in der kinetischen Energie wieder. Hier ergibt sich eine Abhängigkeit sowohl von $\boldsymbol{\theta}$ als auch von \mathbf{q} und deren Geschwindigkeiten.

$$K = K(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}, \dot{\mathbf{q}}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) \quad (2.11)$$

Durch Zusammenfassung der Variablen für Motor- und Gelenkposition zum Vektor \mathbf{p} als verallgemeinerte Gelenkvariable

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} \mathbf{q} \\ \boldsymbol{\theta} \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

ergibt sich die Schreibweise der kinematischen Energie in der aus Gleichung (2.4) bekannten Form

$$K(\mathbf{p}, \dot{\mathbf{p}}) = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{p}}^T \cdot \tilde{M}(\mathbf{p}) \cdot \dot{\mathbf{p}} . \quad (2.13)$$

Hierbei stellt $\tilde{M}(\mathbf{p})$ jedoch nicht die Massenmatrix des starren Roboters dar, sondern die erweiterte Trägheitsmatrix mit

$$\tilde{M}(\mathbf{p}) = \tilde{M}(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}) = \begin{pmatrix} M(\mathbf{q}) & S(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}) \\ S^T(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}) & J_M(\boldsymbol{\theta}) \end{pmatrix} . \quad (2.14)$$

Die Matrizen M , S und J_M haben jeweils die Dimensionen $n \times n$.

- Die Matrix $M(\mathbf{q})$ ist identisch mit der Massenmatrix des starren Roboters, welche nur abhängig von der abtriebsseitigen Position \mathbf{q} der Gelenke ist.
- $J_M(\boldsymbol{\theta})$ beschreibt die Trägheitsmatrix der Motoren und ist somit im Prinzip nur abhängig von der Motorposition $\boldsymbol{\theta}$.

Für die meisten Motoren kann man jedoch die Annahme treffen, dass

A1: der Rotor innerhalb des Elektromotors rotationssymmetrisch ist und sein Schwerpunkt auf der Drehachse des Motors liegt.

Hierdurch entfällt die Abhängigkeit $\boldsymbol{\theta}$ und es ergibt sich für J_M eine konstante, diagonale Matrix, die die Trägheitsmomente der Rotoren als Diagonalelemente enthält.

- Die Matrix $S(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta})$ stellt die Trägheitsverkopplung zwischen den rotierenden Komponenten der Motoren und Getriebe und den Robotergliedern dar. Sie entsprechen

der kinetischen Energie der Rotoren um andere Achsen als die Drehachse des Motors, die durch die Bewegung des Roboters selbst entstehen (Kreiseffekt).

Eine erste Vereinfachung lässt sich durch Annahme 1 treffen, wodurch auch hier die Abhängigkeit von der Motorposition θ entfällt. Des Weiteren lässt sich nach [137] für die Modellierung eine zweite Annahme treffen, nach der:

A2: bei Motoren mit hohen Übersetzungen die kinetische Energie der Rotoren hauptsächlich durch ihre eigene Drehgeschwindigkeit um die Motorachse verursacht wird.

Da bei den meisten Robotern Getriebe mit hohen Übersetzungen verwendet werden, um die nötigen Kräfte zu erreichen, trifft diese Aussage in den meisten Fällen zu. Somit kann der Einfluss der Roboterbewegungen auf die Rotoren vernachlässigt werden und $S(\mathbf{q}) = 0$ gesetzt werden.

Damit lässt sich die Gleichung für die kinetische Energie als zwei getrennte Gleichungen darstellen, eine für die kinetische Energie in den Armgliedern des Roboters K_R

$$K_R(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T \cdot M(\mathbf{q}) \cdot \dot{\mathbf{q}} \quad (2.15)$$

und die zweite für die kinetische Energie der sich drehenden Motoren K_M

$$K_M(\dot{\theta}) = \frac{1}{2} \dot{\theta}^T \cdot J_M \cdot \dot{\theta}. \quad (2.16)$$

Die Lagrangefunktion lässt sich nun komplett darstellen als:

$$\mathcal{L}(\mathbf{p}, \dot{\mathbf{p}}) = \mathcal{L}(\mathbf{q}, \theta, \dot{\mathbf{q}}, \dot{\theta}) = \left(K_R(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + K_M(\dot{\theta}) \right) - (P_G(\mathbf{q}) + P_{El}(\mathbf{q}, \theta)). \quad (2.17)$$

Analog zu den Formulierungen des einen Systems von Differentialgleichungen zweiter Ordnung für starre Roboter (Abs. 2.1) lassen sich hier nun die zwei Systeme von Differentialgleichungen zweiter Ordnung für die Beschreibung der motorseitigen bzw. antriebsseitigen Dynamik des Roboters aufstellen,

$$\boldsymbol{\tau}_m = J_M \ddot{\theta} + \boldsymbol{\tau}_{El} \quad (2.18)$$

$$\boldsymbol{\tau}_{El} = M(\mathbf{q}) \ddot{\mathbf{q}} + C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + G(\mathbf{q}) \quad (2.19)$$

wobei die Drehmomente in den Federn beschrieben werden durch

$$\boldsymbol{\tau}_{El} = E_S \cdot (\theta - \mathbf{q}). \quad (2.20)$$

Gleichung (2.19) entspricht dabei der Dynamik eines starren Roboters wie in Abschnitt 2.1 beschrieben (Gl. 2.6). Der wesentliche Unterschied besteht darin, dass das Drehmoment τ_{El} , welches den Roboter antreibt, nicht direkt vom Motor stammt, sondern von dem elastischen Element zwischen Motor und Gelenk. Somit lassen sich wegen des elastischen Elements die Dynamiken von Roboter und Motor als weitgehend entkoppelt betrachten.

2.3 Elastische Kopplung in biologischen Systemen

Auch die Muskeln als biologische Aktuatoren sind über elastische Elemente mit dem Bewegungsapparat verbunden. Während die elastische Kopplung in technischen Systemen, wie im vorigen Abschnitt beschrieben, sehr gut durch eine einfache Serienelastizität beschrieben werden kann, spielen im Muskel neben der Serienelastizität auch elastische Strukturen, die parallel zu den Kraft erzeugenden Komponenten des Muskels verlaufen, eine Rolle. Analog zu der Darstellung der serienelastischen Kopplung technischer Systeme (Abb. 2.1) lassen sich nach Hill [51] auch die elastischen Eigenschaften des Muskels modellieren (Abb. 2.2). Von den verschiedenen in der Literatur vorgeschlagenen Darstellungen stimmt das hier verwendete Modell am besten mit Ergebnissen aus physiologischen Untersuchungen überein [133, 166]. Des Weiteren bietet es den Vorteil, einer klaren Trennung der parallel- und serienelastischen Anteile des Muskels, wodurch ein direkter Vergleich mit dem technischen Modell aus Abbildung 2.1 möglich ist.

Während die Stellung q eines Gelenks im Roboter außer von den externen Kräften vor allem von der Motorposition θ abhängig ist, ist sie im biologischen Bewegungsapparat im Wesentlichen durch die Länge λ der an dem Gelenk angreifenden Muskeln definiert (siehe auch Abschnitt 4.1.3). Dabei setzt sich die Gesamtlänge λ des Muskels aus der Länge des eigentlichen Muskels λ_c und der Länge der Sehne λ_t zusammen, die den Muskel mit dem Knochen verbindet. λ_c hat dabei die gleiche Bedeutung wie Motorposition θ im Roboter.

$$\lambda = \lambda_t + \lambda_c \quad (2.21)$$

Ohne äußere und innere Krafteinwirkungen befindet sich der Muskel in einer Ruhelage die durch die Ruhelängen von Muskel (λ_{c0}) und Sehnen (λ_{t0}) definiert ist. Entsprechend lässt sich die Dehnung des Muskels durch die Differenz der aktuellen Länge und der Ruhelänge beschreiben (Gl. 2.22).

$$\lambda - \lambda_0 = (\lambda_t - \lambda_{t0}) + (\lambda_c - \lambda_{c0}) \quad (2.22)$$

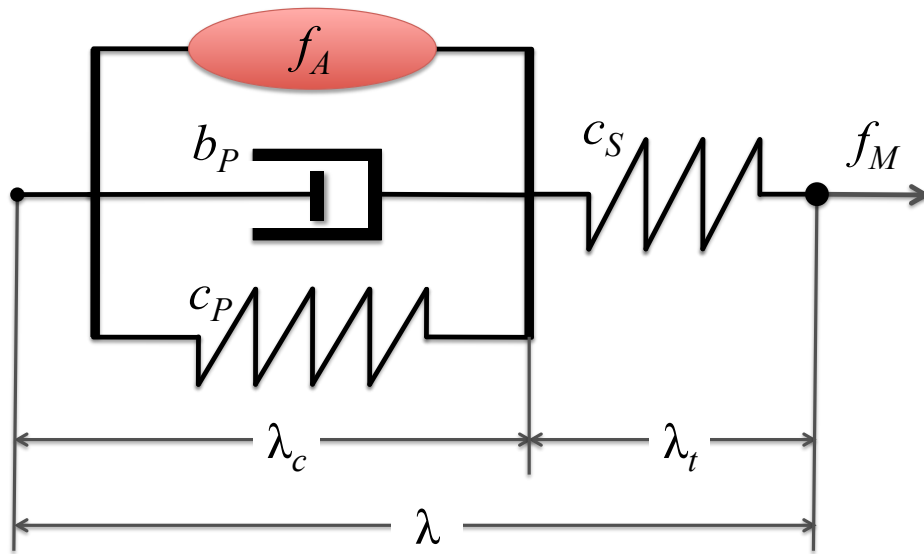


Abbildung 2.2: Schematische Darstellung eines Muskels. Die Gesamtlänge λ des Muskels setzt sich aus der Länge des kontraktilen Elements (λ_c) und der Länge der Sehne (λ_t) zusammen. Die Kraft f_M des Muskels wird außer durch die Kraft f_A , die der Muskel aktiv erzeugen kann, auch durch die parallelen elastischen (c_P) und dämpfenden (b_P) Elemente des Muskels bestimmt und ist gleich der durch die serielle Elastizität c_S in der Sehne ausgeübten Kraft.

Das serienelastische Element des Muskelmodells spiegelt vor allem die elastischen Eigenschaften der Sehne wieder. Obwohl sich verschiedene Sehnen sehr stark in Ruhelänge λ_{t0} und Steifigkeit c_S voneinander unterscheiden, können die Eigenschaften der Sehnen eines Muskels in erster Näherung als konstant angenommen werden [132] und entsprechend mit einer Federkonstante c_S angenähert werden. Die parallelelastischen und -dämpfenden Eigenschaften sind zum großen Teil auf die Wirkung des Bindegewebes und der Titinfilamente zurückzuführen (vgl. Abs. 4.1.2). Die in der Regel nichtlineare Steifigkeit c_P der parallel-elastischen Elements kann durch eine funktionale Abhängigkeit von der Gesamtlänge des Muskels λ bzw. der Winkelposition q angenähert werden.

Die gleiche Kraft f_m , die auf das Muskel-Sehnen-System wirkt, wirkt sowohl auf den Muskel, als auch auf die Sehne (Reihenschaltung). Im Muskel verteilt sich entsprechend die Kraft auf das parallel-elastische Element c_P , das dämpfende Element b_P und das

krafterzeugende, kontraktile Element f_a (Parallelschaltung).

$$f_m = c_P (\lambda_c - \lambda_{c0}) + b_P \dot{\lambda}_c + f_a \quad (2.23)$$

$$f_m = c_S (\lambda_t - \lambda_{t0}) \quad (2.24)$$

Durch Umstellen der Gleichungen und unter Verwendung von Gl. (2.22) erhält man eine Darstellung, welche direkt mit der Formulierung der Motordynamik und Krafterzeugung in dem verbindenden elastischen Element (Gl. 2.18 und Gl. 2.20) vergleichbar ist.

$$f_a = c_P (\lambda_c - \lambda_{c0}) + b_P \dot{\lambda}_c - f_m \quad (2.25)$$

$$f_m = c_S \left((\lambda_c - \lambda_{c0}) - (\lambda - \lambda_0) \right) \quad (2.26)$$

Durch die elastische Kraftübertragung in den Sehnen lassen sich, wie bei technischen Systemen, auch für biologische Systeme die Dynamik der Gliedmaßen und der Muskeln als weitgehend entkoppelt betrachten.

3 Regelung und Steuerung von Bewegungen in der Robotik

Sowohl mechanische als auch biomechanische System müssen, um sinnvoll Aufgaben erfüllen zu können, Informationen über ihren eigenen Systemzustand und die Umwelt aufnehmen, auf Grundlage dieser Informationen Entscheidungen treffen und diese schließlich in eine entsprechende Aktion umsetzen. Dieses in der Robotik auch als „*Sense-Plan-Act*“ bezeichnete Steuerungsparadigma kann, je nach Komplexität, sowohl das Verhalten des gesamten Systems, als auch die Planung von einzelnen Bewegungen beschreiben.

Die Planungsphase des *Sense-Plan-Act*-Zyklus¹ entspricht einer kontinuierlichen Anpassung der Steuerung eines Roboters. Da die Planungsphase bei komplexen Systemen sehr zeitintensiv sein kann, in vielen Fällen aber eine schnelle Reaktion auf eine veränderte Situation nötig ist, wurde, nach dem Vorbild der biologischen Reflexe¹, ein reaktives Steuerungsparadigma vorgeschlagen. In diesem „*Sense-Act*“-Zyklus lösen Veränderungen der Umwelt oder des Systemzustandes ein fest vorgegebenes Steuersignal aus.

In beiden Fällen ergibt sich jedoch das Problem, dass eine Störung der vorgegebenen Bewegung durch äußere Störkräfte nur mit großer Verzögerung erkannt werden kann oder nicht zur Auslösung eines neuen Verhaltens führt. Um Änderungen des Systemzustandes entgegenzuwirken, werden verschiedenen Regelkreise eingesetzt, die auf Ebene der Bewegungsausführung (*Act*-Phase) die Bewegung korrigieren. Ein wesentliches Merkmal der Regelung ist der geschlossene Wirkungsablauf, bei dem die zu regelnde Größe im Regelkreis fortlaufend sich selbst beeinflusst. Im Gegensatz dazu zeichnet sich die Steuerung durch ihren offenen Wirkungsablauf aus, bei dem die gesteuerte Größe nicht auf sich selbst zurück wirkt. Jedoch können Änderungen des Systemzustandes Einfluss auf die Art der Steuerung haben, in dem sie, wie beim *Sense-Plan-Act*-Zyklus, in die Planung von Bewegungen und des Verhaltens eingehen. Aber unabhängig davon, wie Verhalten und Bewegungen auf höheren Ebenen geplant werden, und wie die Weiterleitung von

¹Der Begriff „*Reflex*“ bezeichnet in der Biologie sowohl feed-forward ablaufenden, stereotype Handlungen, welche durch einen adäquaten Reiz ausgelöst werden, als auch lokal wirkende Feedback-Schleifen welche mit einem technische Regelkreis vergleichbar sind (vgl. Abs. 4.3).

Signalen im einzelnen geschieht, gelten für die Steuerung und Regelung von Bewegungen in biologischen und technischen Systemen im Wesentlichen die gleichen Prinzipien.

In diesem Kapitel werden nach einer kurzen Vorstellung der in technischen Systemen verwendeten Antriebe und Sensoren, verschiedene gängige Methoden der Regelung und Steuerung vorgestellt.

3.1 Dynamik von Motoren und Sensoren

3.1.1 Aktuatoren

Obwohl auch pneumatische und hydraulische Antriebe in der Robotik eingesetzt werden, haben sich Elektromotoren auf Grund ihrer Leistungsmerkmale und besseren Regelbarkeit in weiten Anwendungsbereichen durchgesetzt. Als zentrales Element der Bewegungs- und Krafterzeugung werden der Aufbau und das dynamische Verhalten eines Gleichstrommotor mit Fremderregung über einen Permanentmagneten betrachtet.

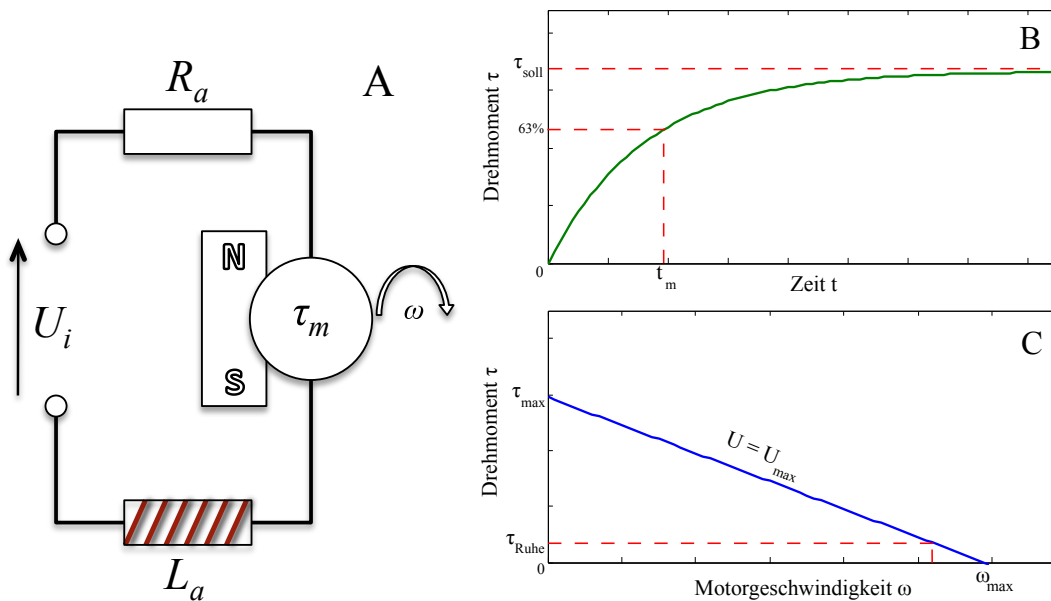


Abbildung 3.1: **A:** Motorschaltplan eines Gleichstrommotors, **B:** Geschwindigkeits- und Drehmomentskurve, **C:** Abhängigkeit des Drehmoments von aktueller Drehzahl und angelegter Spannung

Der Rotor, oder Anker, besteht aus einer Spule, welche drehbar im Magnetfeld des Permanentmagneten gelagert ist. Wie das Ersatzschaltbild in Abbildung 3.1 A zeigt, lassen

sich die elektrischen Eigenschaften des Ankers durch eine Reihenschaltung, bestehend aus Ohmschen Widerstand R_a , Induktivität L_a der Ankerwicklung und der in der Ankerspule induzierte Spannung U_i , beschreiben, an der die äußere Klemmspannung U angelegt wird. Dreht sich der Rotor in einem annähernd homogenen Magnetfeld, ist die erreichte Winkelgeschwindigkeit ω proportional zu der am Rotor anliegenden Spannung U_i :

$$U_i = k_\omega \cdot \omega . \quad (3.1)$$

Nach der Kirchhoffschen Maschenregel ergibt sich damit unter Verwendung von Gleichung (3.1) für den in Abbildung 3.1 A dargestellten Ankerstromkreis:

$$U = U_R + U_L + U_i = R_a \cdot I + L_a \cdot \dot{I} + k_\omega \cdot \omega . \quad (3.2)$$

Unter der gleichen Annahme eines homogenen Magnetfeldes ist das vom Anker erzeugte Drehmoment τ_{el} proportional zu dem im Anker fließenden Strom I :

$$\tau_m = k_\tau \cdot I . \quad (3.3)$$

Die Konstanten k_ω und k_τ sind vom Aufbau des Motors abhängige konstante Größen und repräsentieren den auf den Anker wirkenden magnetischen Fluss. Durch einsetzen von Gleichung (3.3) in Gleichung (3.2) lässt sich das vom Motor erzeugte Drehmoment τ_m in Abhängigkeit der am Motor angelegten Spannung U und der aktuellen Geschwindigkeit ω bestimmen:

$$\tau_m = \left(U - \frac{L_a}{k_\tau} \cdot \dot{\tau}_m - k_\omega \cdot \omega \right) \frac{k_\tau}{R_a} . \quad (3.4)$$

Auf Grund der Gegeninduktion in der Spule, die durch die eigene Drehung des Motors verursacht wird, baut sich das gewünschte Drehmoment τ_{soll} nur mit einer gewissen Verzögerung auf (Abb. 3.1 C). Dieses Verhalten lässt sich auch mit dem Übertragungsverhalten eines PT1-Gliedes gleichsetzen, dessen Zeitkonstante t_m durch

$$t_m = \frac{L_a}{R_a} \quad (3.5)$$

beschrieben werden kann. Auch die Abhängigkeit des maximal vom Motor erzeugbaren Drehmomentes von der aktuellen Geschwindigkeit des Motors und der angelegten Spannung, wie sie in Abbildung 3.1 B dargestellt ist, wird durch Gleichung (3.4) beschrieben.

3.1.2 Sensoren

Wie bereits einführend erwähnt stellt die Aufnahme und Verarbeitung von Informationen über den aktuellen Zustand des Roboters und der Umwelt einen entscheidenden Aspekt in der Planung und Regelung von Bewegungen dar. Entsprechend besitzen Roboter verschiedene Sensoren für die Aufnahme spezifischer Informationen. Die Sensoren in der Robotik lassen sich in externe und interne Sensoren aufteilen. Die externen Sensoren, die dem Roboter Informationen aus der Umwelt liefern, spielen vor allem bei der Planung von Bewegungen und der Verhaltenssteuerung eine wichtige Rolle. Die internen Sensoren sind im Gegensatz dazu für die Erfassung des aktuellen Systemzustandes zuständig. Zu ihnen zählen u. a. Sensoren zur Erfassung der Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung der einzelnen Gelenke, so wie den in ihnen wirkenden Kräften, bzw. Momenten.

Da in der Industrierobotik in den meisten Fällen das Hauptinteresse in der Regelung und Steuerung der Armposition liegt, existiert eine große Anzahl verschiedener Sensortypen, die Informationen über die Stellung der Gelenke liefern. Neben analogen Messsystemen, wie Potentiometer und Drehmelder, haben sich vor allem die digitalen optischen Winkelenkoder durchgesetzt. Je nach Art des verwendeten Winkelenkoders lassen sich die absolute Position (absoluter Enkoder) oder nur die relative Bewegung (inkrementeller Enkoder) eines Gelenks bestimmen.

3.2 Regelung

Die zentrale Aufgabe der Regelungstechnik ist es, ein sich veränderndes System so zu beeinflussen, dass ein gewünschter Systemzustand erreicht wird, oder die Veränderung auf eine gewünschte Weise abläuft. Aufgaben dieses Typs findet man nicht nur in der Technik, sondern auch in biologischen Systemen, so dass die hier vorgestellten Regelstrukturen sowohl in der Robotik als auch bei der Regelung des biologischen Bewegungsapparates Gültigkeit haben.

Speziell die Regelung von Robotern mit elastischen Gelenken rückte in den letzten zwei Jahrzehnten stärker in das Zentrum des Interesses. Zum einen, weil durch die höheren Anforderungen in der Industrie an Geschwindigkeit und Traglasten der Roboter auch bei überdimensionierten und möglichst starr ausgelegten Antrieben, elastische Verformungen und dynamische Wechselwirkungen einen nicht zu vernachlässigenden Einfluss auf die Bewegung haben [119, 145, 149]. Zum anderen, weil in mehr und mehr Robotern Elastizitäten absichtlich eingesetzt werden um z. B. eine Interaktion mit Menschen durch die passive Nachgiebigkeit des Roboters zu erleichtern [66, 97, 173], oder um die Dynamik

des biologischen Bewegungsapparates nachzubilden und um dessen Regelung besser zu verstehen [116, 117, 170].

Die Erweiterungen der klassischen Reglerstrukturen, um die durch die Elastizität auftretenden Schwingungen regelungstechnisch zu dämpfen, führen in den meisten Fällen zu geringen Verbesserungen des Schwingverhaltens. Eine wesentliche Verbesserung lässt sich erst durch die Berücksichtigung der Roboterdynamik erzielen, wie es in den modellbasierten Regelungsansätzen der Fall ist.

3.2.1 Einfache Regler

In industriellen Robotern werden zur Regelung nach wie vor fast ausschließlich dezentrale Einzelachsregelungen verwendet. Gründe dafür sind vor allem die nicht immer sicherzustellende Robustheit und der höhere Rechenaufwand zentraler Mehrgrößenregelungsansätze. Die nichtlinearen dynamischen Effekte, die die bewegten Glieder aufeinander ausüben, werden oft für jedes Gelenk als externe Störungen betrachtet, deren Einfluss durch einen geeigneten Reglerentwurf minimiert werden kann. Ergänzt werden diese klassischen Regelansätze in einigen Fällen durch eine zentrale Vorsteuerung (vgl. Abs. 3.3) auf der Basis des im vorigen Abschnitt hergeleiteten dynamischen Modells.

PD Regler

In den meisten Industrierobotern findet eine einfache Kaskadenregelung auf Gelenkebene ihre Anwendung, wie in Abbildung 3.2 dargestellt. Sie besteht in diesem Fall aus einer inneren schnellen Regelstrecke, in Form eines P-Geschwindigkeitsreglers, und einem P-Positionsregler, als äußere Regelstrecke. Im Prinzip lässt sich diese Regelstruktur mit einem normalen PD-Positionsregler gleichsetzen. Die Kaskadenregelung bietet aber zusätzlich den Vorteil, dass die aufgeteilten, kleineren Regelstrecken eine bessere Regelgenauigkeit gegenüber einem direkt wirkenden Gesamtregler aufweisen.

Diese Form des PD-Reglers stellt somit auch die einfachste mögliche Regelstruktur für einen Roboter dar. In der Regel stehen nur die Position θ_{ist} und Geschwindigkeit $\dot{\theta}_{ist}$ des Antriebs² zur Verfügung. Unter der Annahme einer steifen Kopplung zwischen Motor und Roboterglied kann der Motorposition mit der Gelenkposition gleichgesetzt werden ($\theta_{ist} = q_{ist}$). Entsprechend können die Messwerte des Motors zur Regelung des Roboters benutzt werden:

$$\tau_m = k_P (q_{soll} - \theta_{ist}) + k_D (\dot{q}_{soll} - \dot{\theta}_{ist}). \quad (3.6)$$

²Antrieb hier als Einheit von Motor und Getriebe.

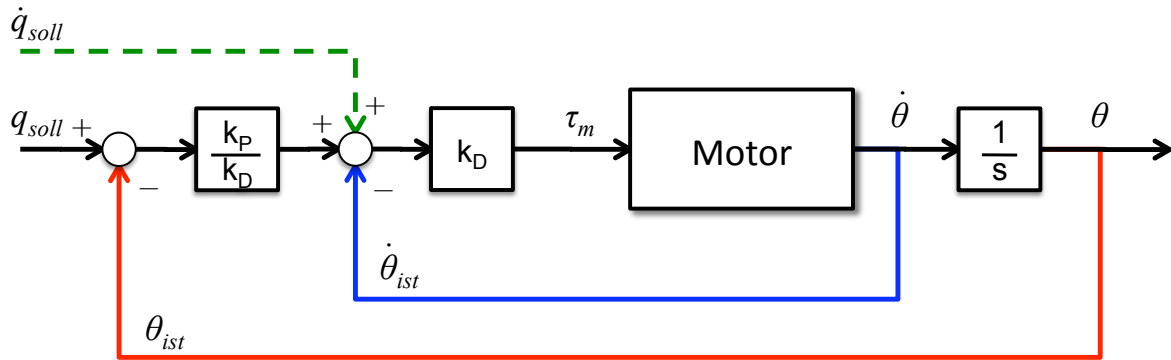


Abbildung 3.2: Kaskadenregelung mit einer zusätzlichen Geschwindigkeitsvorsteuerung (gestrichelt) zur Regelung der Motorposition θ .

Takagi und Arimoto legten in ihrer Arbeit die theoretischen Grundlagen für den Einsatz des PD-Reglers zur Regelung von starren Robotern [146]. Abgesehen von einer bleibenden Positionsabweichung, die durch eine Vorsteuerung zur Gravitationskompensation ausgeglichen werden kann, konnte gezeigt werden, dass sich auch ein nichtlineares Mehrgrößensystem wie ein Roboter mit dieser Form des Reglers stabilisieren lässt. Jedoch ist die Regelgüte auf Grund der Nichtlinearität stark vom aktuellen Systemzustand abhängig.

Tomei erweiterte dieses Prinzip auch auf elastische Roboter [150], zeigte aber auch, dass ein PD-Regler, wie in Abbildung 3.2 dargestellt, nur unbefriedigende Ergebnisse liefert, da die Elastizitäten nicht berücksichtigt werden, und so die oben angenommene Gleichheit von θ und q nicht mehr gewährleistet ist.

PD Regelung mit Schwingungsdämpfung

Wie in Abschnitt 2.2 beschrieben, können bei schnellen Bewegungen auch bei Industrierobotern elastische Verformungen auftreten. Eine Auswirkung dieser Verformung sind ungewollte Schwingungen, die durch eine möglichst einfache Regelstruktur zu kompensieren versucht werden. Die aus der Regelung von Elektromotoren bekannte Rückführung der abtriebsseitigen Geschwindigkeit [33] hat eine dämpfende Wirkung auf die Schwingungen des Motors und lässt sich auch zur Kompensation der Schwingungen elastischer Roboter einsetzen:

$$\tau_m = k_P (q_{soll} - \theta_{ist}) + k_D (0 - \dot{q}_{ist}). \quad (3.7)$$

Jedoch ergibt sich das Problem, dass die abtriebsseitigen Geschwindigkeiten der Gelenke in den meisten Fällen nicht direkt gemessen werden können. In vielen Fällen werden die abtriebsseitigen Geschwindigkeiten des Roboters anhand der motorseitigen Messwerte und der damit abgeleiteten Motorbeschleunigung geschätzt [149] oder, wenn vorhanden, durch ein Dynamikmodell des Roboters berechnet (s. u.).

Durch die Verwendung von zusätzlichen Sensoren, mit denen Motor- und Gelenkposition und somit die elastizitätsbedingte Auslenkung bestimmt werden kann, lässt sich dieses Problem umgehen. Neben der Motorposition θ und der daraus abgeleiteten Motorgeschwindigkeit $\dot{\theta}$ können über die abtriebsseitigen Sensoren direkt die Position q und die Winkelgeschwindigkeit \dot{q} für jedes Gelenk gemessen werden. Die schwingungsdämpfenden Eigenschaften einer Rückkopplung der abtriebsseitigen Geschwindigkeit konnte von Möhl am Beispiel eines hochelastischen Roboters gezeigt werden [94–97].

Ein weiterer Vorteil ergibt sich aus der Tatsache, dass zusätzlich zu den Motorpositionen und Motorgeschwindigkeiten mit der Messung der tatsächlichen Gelenkpositionen und der Gelenkwinkelgeschwindigkeiten vier Größen zur Regelung zur Verfügung stehen. Dadurch lässt sich ein Regler vierter Ordnung aufstellen, der für die Regelung eines dynamischen Systems vierter Ordnung, wie es durch die Gleichungen (2.18) - (2.20) beschrieben wird, benötigt wird [66].

3.2.2 Komplexe Reglerstrukturen und modellbasierte Regelung

Gerade bei elastischen Robotern reichen in vielen Fällen die klassischen Regelungskonzepte nicht aus, um die Auswirkungen der nichtlinearen Eigenschaften der Roboterdynamik oder die Wechselwirkungen der einzelnen Roboterglieder untereinander auszugleichen. Es finden deshalb verschiedene Reglerstrukturen Anwendung, die auf die eine oder andere Weise die dynamischen Eigenschaften des Roboters berücksichtigen.

Mehrgrößenregelung

Während bei starr angetriebenen Robotern die gegenseitige Beeinflussung der Roboterglieder in erster Näherung vernachlässigt werden kann, hat bei Robotern mit elastischen Gelenken die zeitliche Änderung eines Armgliedes einen nicht mehr zu vernachlässigenden Einfluss auf das Verhalten der anderen Glieder. Entsprechend ist es notwendig, gleichzeitig mehrere Regelgrößen auf dem vorgegebenen Sollwerten zu halten, bzw. bei der Änderung einer Größe die übrigen Größen entsprechend anzupassen. Diese starke Verkopplung der Regelgrößen verhindert, dass das System durch eine getrennte Betrachtung

tung der einzelnen Größen (Einzelgelenkregelung) effizient geregelt werden kann, und erfordert die spezifischen dynamischen Einbeziehung aller Gelenke in die Regelung.

Adaptive Regelung

Die bisher vorgestellten Regelungskonzepte haben gemein, dass sich das Übertragungsverhalten des Reglers nicht ändert. Während dies bei linearen Systemen keine Schwierigkeit darstellt, ergibt sich für nichtlineare Systeme das Problem, dass das statische und dynamische Verhalten dieser Systeme sehr stark vom aktuellen Arbeitspunkt abhängt. Konsequenterweise können die Regelparameter immer nur für einen bestimmten Arbeitspunkt optimal eingestellt werden, wodurch der Regler so für andere Arbeitspunkte zu schwach oder zu stark ausgelegt ist.

Idealerweise müsste sich ein Regler bei einem solchen System adaptiv an die Änderung des Systemzustandes anpassen. Durch die Beobachtung des Systemverhaltens und der Analyse der Regelgüte können die Regelparameter oder das zur Regelung verwendete Modell des Systems so angepasst werden, dass der Regler in jedem Arbeitspunkt optimal eingestellt ist [82].

Linearisierung im Arbeitspunkt

In eine ähnliche Richtung geht der Ansatz der Linearisierung im Arbeitspunkt. Unter der Annahme, dass sich ein nichtlineares System, wie ein Roboter, in einem engen Bereich um einen Arbeitspunkt linear verhält, können die Reglerparameter für diesen Arbeitspunkt optimal eingestellt werden. Indem man diese Linearisierung an mehreren Arbeitspunkten im ganzen Arbeitsbereich durchführt, lässt sich ein Kennfeld erstellen, das die Regelparameter für alle Punkte im Arbeitsraum darstellt und somit eine Repräsentationsform der nichtlinearen dynamischen Eigenschaften des Systems ist.

Da sich ein Roboter in der Regel im ganzen zur Verfügung stehenden Arbeitsraum bewegt, müssen die Regelparameter kontinuierlich angepasst werden. Eine erste Möglichkeit wäre die Interpolation der Regelparameter zwischen den einzelnen im Kennfeld bekannten Punkten. Besser wäre jedoch eine funktionale Darstellung des Kennfeldes mit der sich die Regelparameter in Abhängigkeit des Systemzustandes berechnen ließen. Genau diesen funktionalen Zusammenhang bietet die Feedback-Linearisierung.

Feedback-Linearisierung

Im Gegensatz zu Reglern mit festen Regelparametern besteht der Grundgedanke der Feedback-Linearisierung darin, dass durch die modellbasierte Regelung eines Systems genau die Stellgröße vorgegeben wird, die im aktuellen Systemzustand benötigt wird, damit die Bewegung des Systems der Sollvorgabe entspricht.

Um Feedback-Linearisierung jedoch effizient einsetzen zu können, müssen die dynamischen Eigenschaften bekannt sein. Vor allem schwer zu bestimmende Parameter, wie z. B. die Reibung in den Gelenken oder teilweise plastische Verformungen die zu Hystereseeffekten führen können, machen in der Praxis eine genaue Ermittlung eines inversen Dynamikmodells schwierig. Durch ein falsches Modell kann der Einfluss der Feedback-Linearisierung das dynamische Verhalten auch zusätzlich noch verschlechtern.

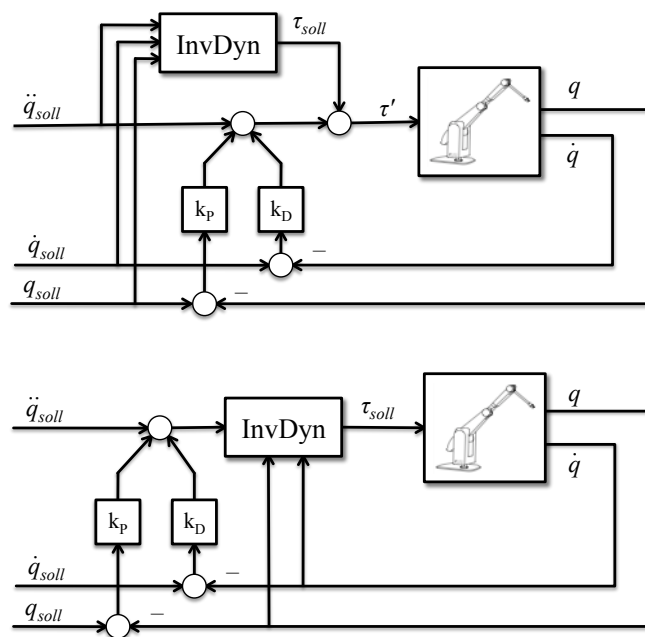


Abbildung 3.3: Unterschied zwischen Feedback-Linearisierung (unten) und Vorsteuerung (oben) mit Hilfe eines inversen Dynamikmodells. Während bei der Feedback-Linearisierung die aktuellen Werte der Gelenkposition und Gelenkgeschwindigkeit q und \dot{q} in das inverse Modell einfließen, wird in der Vorsteuerung ein Sollmoment τ_{soll} aus den Sollpositionen und Sollgeschwindigkeiten q_{soll} und \dot{q}_{soll} berechnet.

3.3 Steuerung

3.3.1 Vorsteuerung

Wie Eingangs beschrieben, zeichnet sich die Steuerung im Gegensatz zur Regelung durch einen offenen Wirkungsablauf aus. Die Steuerung eines Roboters berechnet aus einem vorgegebenen Verlauf von Sollwerten q_{soll} , unter Berücksichtigung der Dynamik des Roboters, eine Folge von Stellgrößen u , die eine Bewegung erzeugen, so dass die gemessene Ist-Stellungen der Gelenkwinkel q in jedem Zeitpunkt möglichst genau mit den Sollwerten übereinstimmt ($q = q_{soll}$).

Die wichtigste Voraussetzung für die korrekte Funktion einer Steuerung ist jedoch, dass das dynamische Verhalten des Roboters mit Hilfe des vorhandenen Modells hinreichend genau beschrieben werden kann. Allerdings ist die genaue Modellierung der dynamischen Eigenschaften nicht immer möglich. Stimmt das Dynamikmodell nicht ausreichend mit den realen dynamischen Eigenschaften überein, kann das erzeugte Verhalten stark von der Sollvorgabe q_{soll} abweichen, welche zur Berechnung der Stellgröße u verwendet wurde.

In Kombination mit einer wie hier beschriebenen Vorsteuerung sorgt ein Regler nicht nur dafür, dass äußere Störungen kompensiert werden, sondern auch dass Modellunsicherheiten ausgeglichen werden. Unter diesem Aspekt wird noch einmal die Wichtigkeit eines guten Dynamikmodells deutlich.

3.3.2 Optimalsteuerung

Eine der Hauptaufgaben bei der Planung von Roboterbewegungen ist es, eine Bewegung zu optimieren. Typische Ziele sind dabei die Minimierung der Bewegungszeit oder der benötigten Energie. Mathematisch bedeutet das die Lösung eines Optimalsteuerungsproblems. Wie bei der normalen Steuerung auch spielen die Gleichungen, die die Bewegungsdynamik beschreiben eine wesentliche Rolle. In typischen Anwendungen werden Optimalsteuerungsprobleme mit sog. direkten Methoden gelöst, deren wesentliches Merkmal es ist, dass zuerst eine Diskretisierung der Steuerungs- und auch Zustandsvariablen des Systems durchgeführt wird, um das Optimalsteuerungsproblem in ein nichtlineares Optimierungsproblem zu transformieren. Der zweite Schritt besteht dann aus der Lösung dieses nichtlinearen Optimierungsproblems, z. B. durch Methoden der Sequentiellen Quadratischen Programmierung oder direkte Kollokationsverfahren [159].

Methoden der Optimalsteuerung beschränken sich allerdings nicht nur auf die Robotik, sondern lassen sich auch auf die Simulation und Untersuchung des biologischen Bewegungsapparates anwenden [140].

4 Bewegungssteuerung biologischer Systeme

Bewegungen von Tieren und Menschen unterscheiden sich in Eleganz, Leichtigkeit und Komplexität deutlich von den Bewegungen technischer Systeme. Grundlage der biologischen Bewegungen ist ein komplexes Zusammenspiel von nichtlinearen, biomechanischen Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates und der beteiligten Sensoren in Kombination mit neuronalen Kontrollmechanismen. In vielen Fällen lässt sich die Funktionalität der beteiligten Organe nicht wie in der Technik auf eine einzelne Aufgabe beschränken, wodurch eine Aufteilung in einen einfachen *Sense-Plan-Act* Zyklus (vgl. Abs. 3) nur schwer möglich ist.

In diesem Kapitel werden die biomechanischen Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates vorgestellt und ein Überblick gegeben, wie die einzelnen Komponenten des Bewegungssystems, von den Reflexen bis hin zu den höheren Zentren der Bewegungskontrolle, ineinandergreifen.

4.1 Muskel-Sehnen-Apparat

4.1.1 Muskelphysiologie

Der Muskel wandelt chemische in mechanische Energie um und bildet somit die Grundlage für Bewegungen. Histologisch lassen sich zwei Arten von Muskulatur unterscheiden, glatte und quergestreifte Muskulatur. Während die glatte Muskulatur hauptsächlich durch das vegetative Nervensystem kontrolliert wird und sich so einer willkürlichen Kontrolle entzieht, ist die quergestreifte Muskulatur, mit Ausnahme der Herzmuskulatur, direkt beeinflussbar. Die bewusst kontrollierbare quergestreifte Muskulatur wird als Skelettmuskulatur zusammengefasst und soll im folgenden betrachtet werden.

Mikro- und makroskopischer Aufbau

Beim Menschen machen die über 600 Muskeln der Skelettmuskulatur nahezu die Hälfte des Körpergewichtes aus. Ein Skelettmuskel besteht aus mehreren Bündeln von Muskelfasern, die von einer elastischen Hülle aus Bindegewebe (Faszie) ummantelt sind und sich bei neuronaler Erregung zusammenziehen. Jede Muskelfaser ist eine vielkernige Zelle (Synzytium), die aus der Fusion von mehreren determinierten Vorläuferzellen (Myoblasten) entstanden ist. Die Muskelfasern erstrecken sich in der Regel durch den gesamten Muskel und gehen an dessen Ende in die Sehnen über (Abb. 4.1, oben). Da sich ein Muskel nur aktiv kontrahieren, aber nicht wieder ausdehnen kann, werden Bewegungen immer durch das Zusammenwirken von mindestens zwei antagonistischen Muskeln erzeugt.

Die für die Kontraktion verantwortlichen Zellorganellen der Muskelfaser sind die parallel angeordneten Myofibrillen. Sie bestehen aus vielen aneinander gehängten funktionellen Einheiten, den Sarkomeren. Jedes Sarkomer hat eine Länge von ca. $2\ \mu\text{m}$ und besteht vor allem aus den als Myofilamente bezeichneten Proteinen Aktin und Myosin. Durch die regelmäßige Anordnung dieser Myofilamente entsteht die im Lichtmikroskop sichtbare, typische und namengebende Querstreifung der Muskulatur (Abb. 4.1, unten).

Die Myofibrillen sind von einem dichten Netz aus intrazellulären Hohlräumen umgeben, dem sarkoplasmatischen Retikulum (SR). Es bildet das sogenannte longitudinale System (L-System) und dient als Speicher für Calciumionen, welche bei der Muskelaktivierung eine entscheidende Rolle spielen (s. u.). Senkrecht zum L-System verlaufen die Transversalen-Tubuli (T-Tubuli). Diese Einstülpungen des Sarkolemm sorgen für eine gleichmäßige Verteilung der ankommenden neuronalen Signale [64, 104, 110].

Molekularer Mechanismus der Kontraktion

Der Grundmechanismus der Kontraktion ist die Interaktion der beiden Proteine Aktin und Myosin, wie sie in der Gleitfilament-Theorie beschrieben wird [52]. Durch das Eintreffen von Nervenimpulsen erhöht sich die Konzentration von Ca^{2+} -Ionen im Sarkoplasma, wodurch an den Aktinfilamenten Bindungsstellen freigegeben werden. An diese freien Bindungsstellen können sich über Querbrückenbindungen die Köpfchen der Myosinfilamente anlagern. Unter Spaltung von ATP (Adenosintriphosphat) in ADP und P (Adenosindiphosphat und Phosphatrest) erfolgt eine Konformationsänderung des Myosinkopfes, wodurch das Aktin am Myosin vorbei zur Mitte des Sarkomer gezogen wird (Abb. 4.1, unten). Jede Konformationsänderung bewirkt eine Relativbewegung der beiden Proteine um etwa $14\ \text{nm}$ pro Sarkomer, was, hochgerechnet auf die Muskelfaser, eine Verkürzung um ca. 1% bedeutet [64].

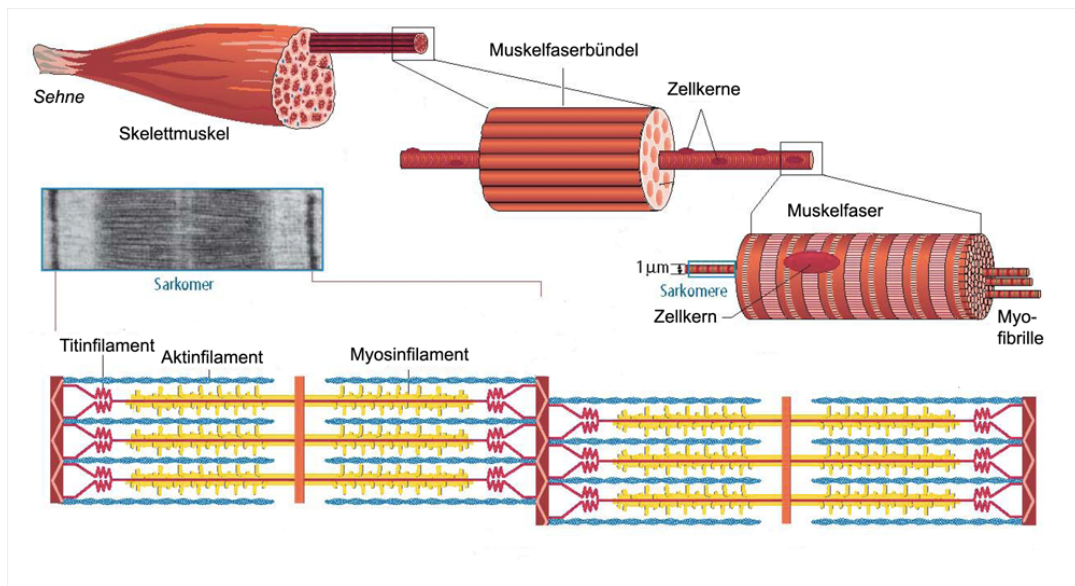


Abbildung 4.1: Aus [126]. **Oben:** Hierarchischer Aufbau eines Muskels. Jeder Muskel besteht aus mehreren Muskelfaserbündeln. Mehrere Muskelfasern werden von einem Motoneuron innerviert und bilden eine funktionelle Einheit. Die Myofibrillen sind die für die Kontraktion der Muskelfaser verantwortlichen Zellorganellen.

Unten: Ineinandergreifen der Aktin- und Myosinfilamente. Die vom Muskel erzeugte Kraft ist abhängig von dem Überlappungsgrad der beiden Myofilamente und damit von der Länge des Muskels

Neuronale Innervation

Wie bereits erwähnt, wird eine Muskelkontraktion durch das Eintreffen von Nervenimpulsen (Aktionspotentialen) ausgelöst. Die efferente¹ Innervation des Muskels erfolgt über die Nervenfasern der α -Motoneurone, die mit einer mittleren Leitungsgeschwindigkeit von etwa 100 m/s zu den schnellsten Nervenfasern im menschlichen Körper gehören.

Die von einem Motoneuron innervierten Muskelfasern werden zu einer motorischen Einheit zusammengefasst. In Muskeln, die eine sehr feine Kraftdosierung erlauben, umfasst eine motorische Einheit nur wenige Muskelfasern. Entsprechend können in Muskeln, bei denen es hauptsächlich auf die Kraftentwicklung ankommt, die motorischen Einheiten bis zu 1800 Muskelfasern umfassen. Die vom Muskel erzeugte Kraft kann auf zwei Weisen reguliert werden. Zum einen lässt sich die Anzahl der aktivierten motorischen Einheiten

¹ Als efferent werden die Nervenfasern einer Nervenzelle bezeichnet, die Signal vom Zentralnervensystem zur Peripherie leiten. Nach dem lateinischen *efferre* = „hinaustragen“.

variieren und zum anderen die Frequenz der Aktionspotentiale [110].

4.1.2 Abstraktion und Modellierung der mechanischen Eigenschaften

Seit Beginn des 17. Jahrhunderts wurden mathematische Modelle aufgestellt, um die Bewegungen des Muskel-Sehnen-Apparates zu beschreiben [17, 59, 153]. Die unterschiedlichen Ansätze der Modellierung variieren in ihrer Komplexität und Genauigkeit, um den jeweiligen Bedürfnissen zu entsprechen.

Zum einen gibt es Modelle, welche die Kraftentwicklung und die dynamischen Eigenschaften eines Muskels beschreiben, indem sie die molekularen Interaktionen zwischen den Aktin- und Myosinflamenten beschreiben [27, 57, 90]. Obwohl diese Modelle in weiten Bereichen sehr gut die physiologischen Eigenschaften des Muskels und deren Energiehaushalt widerspiegeln, sind sie sehr komplex und erfordern einen hohen Rechenaufwand.

Einen anderen Ansatz bieten die Muskel-Modelle nach Hill [51], welche bei der Simulation von biomechanischen Systemen am häufigsten Verwendung finden. Die Hillschen Modelle versuchen die phänomenologischen Eigenschaften des Muskels durch eine funktionale Abhängigkeit zu approximieren, wodurch sie sich sehr leicht berechnen und parametrisieren lassen [127, 166]. Gleichzeitig ist diese Approximation aber auch Grund dafür, dass die Hillschen Muskel-Modelle nicht ganz unumstritten sind. Gerade bei schnellen und kurzen oder hochfrequenten Bewegungen ist bekannt, dass Steifigkeit und Dämpfungseigenschaften des Muskels nicht genau durch das Hill-Modell abgebildet werden [128, 157]. Entsprechend gibt es verschiedene Erweiterungen des klassischen Hill-Modells, die für bestimmte Bereiche diese Mängel beheben [50, 120, 127, 133].

Obwohl die Muskel-Modelle nach Hill die Muskelmechanik in vereinfachter Weise darstellen und in einigen Teilen nicht hoch genau mit den realen Muskeln übereinstimmen, liefern sie ausreichend detaillierte Ergebnisse, um die grundlegenden und für die Bewegungssteuerung relevanten Eigenschaften abzubilden.

Kraft des Muskels

Die Kraft f_m , die ein Muskel aktiv erzeugen kann, ist abhängig von seiner Aktivierung a , seiner Länge λ_c und Kontraktionsgeschwindigkeit $\dot{\lambda}_c$ und der maximalen Kraft f_{max} die der Muskeln aufbringen kann.

$$f_m(a, \lambda_c, \dot{\lambda}_c) = a f_\lambda(\lambda_c) f_v(a, \lambda_c, \dot{\lambda}_c) f_{max} \quad (4.1)$$

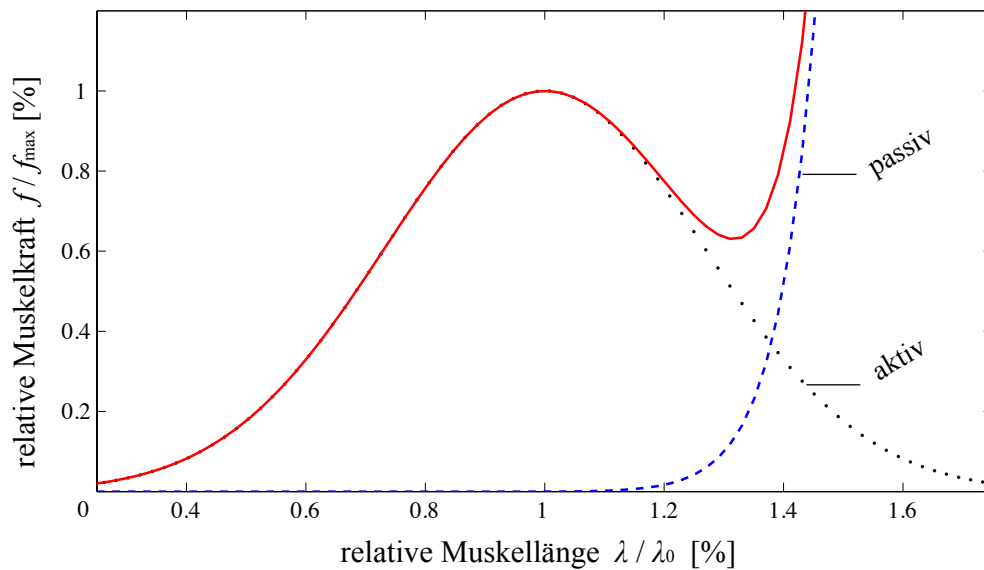


Abbildung 4.2: Zusammenwirken von aktiven und passiven Kräften im Muskel. Die gepunktete Linie entspricht der Kraft, die der Muskel aktiv erzeugen kann (Gl. 4.2). Die gestrichelte Linie stellt die Kraft dar, die das parallel-elastische Element des Muskel erzeugt, wenn der Muskel über die Ruhelänge hinaus gedehnt wird (Gl. 4.9). Die Gesamtkraft des Muskels ergibt sich aus der Summe beider Kräfte (durchgezogene Linie).

Die von der Länge und der Kontraktionsgeschwindigkeit abhängigen Kraftkomponenten f_λ und f_v werden im Folgenden näher betrachtet.

Kraft-Längen-Beziehung

Ende des 19. Jahrhunderts zeigte Blix, dass die von einem Muskel erzeugte Kraft unter isometrischen Bedingungen abhängig von dessen Länge ist [11]. Die so gemessenen isometrischen Maxima eines Muskels setzen sich zusammen aus den aktiv vom Muskel erzeugten Kräften und den passiven Widerstandskräften, die bei einer Dehnung des Muskels über seine Ruhelänge hinaus wirksam werden (Abb. 4.2).

Die Kraft, die aktiv vom Muskel erzeugt werden kann, ist bei mittlerer Muskellänge, der sog. Ruhelänge, am größten und wird um so geringer je stärker der Muskel sich kontrahiert oder gedehnt wird. Obwohl diese Tatsache bekannt und gut untersucht war, wurde erst in der Mitte der 1960er gezeigt, dass die Ursache der Kraft-Längen-Beziehung auf das Überlappungsverhältnis der beiden Myofilamente zurückzuführen ist [43].

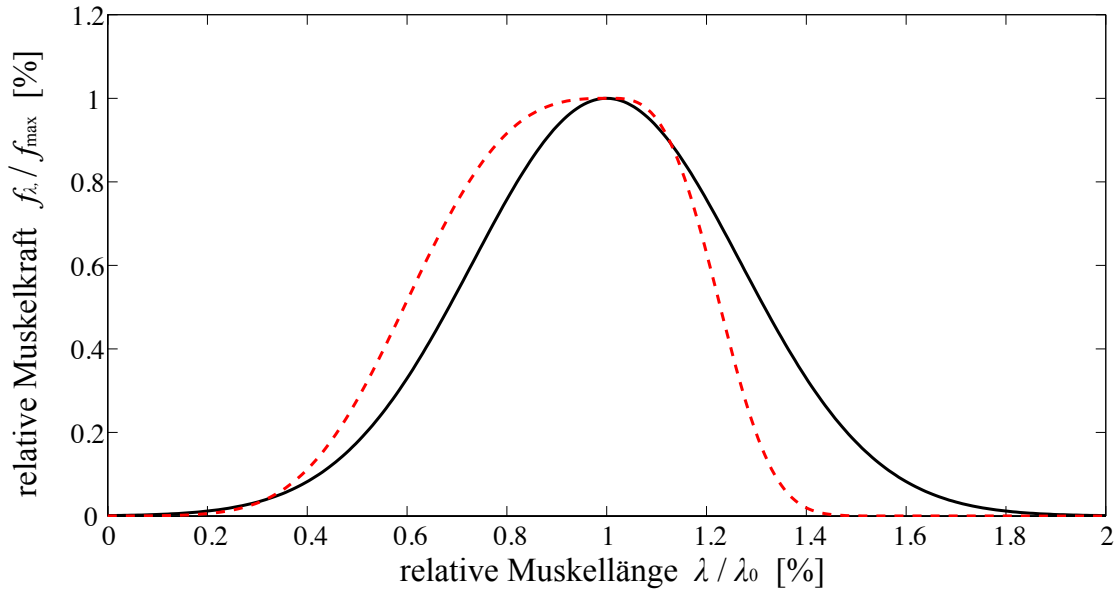


Abbildung 4.3: Kraft-Längen-Beziehung eines Muskels (Ruhelänge $\lambda_{c0} = 0.13\text{ m}$) dargestellt durch verschiedene Modelle. Die durchgezogene Linie gehört zu einem Modell, bei dem die Kraftabnahme bei Dehnung und Kontraktion identisch ist (wie in Gleichung (4.2) beschrieben). In dem Modell, welches durch die gestrichelte Linie dargestellt ist, wird das asymmetrische Verhalten des Muskels bei Dehnung und Kontraktion berücksichtigt.

Dieses Verhältnis von aktiver Kraft des Muskels zu Muskellänge lässt sich durch folgende Gleichung approximieren, bei der λ_c die Länge des kontraktiven Elementes darstellt und λ_{c0} und λ_{csh} für die Ruhelänge des kontraktiven Elementes und die Breite der Kraft-Längen-Kurve stehen [143]:

$$f_\lambda(\lambda_c) = e^{-\left(\frac{\lambda_c - \lambda_{c0}}{\lambda_{csh}}\right)^2}. \quad (4.2)$$

Bei diesem Modell wird angenommen, dass die Abnahme der Kraft bei Dehnung und Kontraktion identisch ist. Da dies nicht in allen Muskeln der Fall ist, existieren Modelle, bei denen die Kraft des Muskels unterschiedlich stark abnimmt, je nachdem ob er sich kontrahiert oder gedehnt wird [127, 133]. Ein Vergleich dieser Kraft-Längen-Beziehungen ist in Abbildung 4.3 dargestellt.

Kraft-Geschwindigkeits-Beziehung

Die Kraft, die ein Muskel maximal erzeugen kann, hängt außer von seiner Länge auch von seiner momentanen Geschwindigkeit $\dot{\lambda}_c$ ab. Befindet sich der Muskel in Ruhe, entspricht seine maximale Kraft der der isometrischen Maxima. Je schneller sich der Muskel kontrahiert, desto geringer ist die Kraft die er erzeugen kann. Die Kraft wird null bei seiner maximalen Kontraktionsgeschwindigkeit [57, 110].

Die physiologische Ursache dieser Kraft-Geschwindigkeits-Beziehung liegt in der Bindungsdynamik der Myosinköpfe am Aktin. Da die Kraft des Muskels durch die gleichzeitig aktiven Querbrückenbindungen bestimmt wird, ist bei einer schnellen Bewegung, bei der die Myosinköpfe sehr häufig umgreifen müssen, die erzeugte Kraft geringer als beim ruhenden Muskel, wenn alle Myosinköpfe eine Bindung eingehen [27].

Genau wie die Kraft-Längen-Beziehung lässt sich die Geschwindigkeitsabhängigkeit der Kraft durch ein mathematisches Modell approximieren (Gl. 4.3) [143, 166]. Die Parameter v_{sh} und v_{shl} beschreiben dabei die Krümmung der Kraft-Geschwindigkeitskurve während einer Kontraktion bzw. Dehnung und sind somit ein Maß dafür, wie schnell sich ein Muskel kontrahieren kann. Der Parameter v_{ml} bestimmt die maximale Widerstandskraft des Muskels, die während einer Dehnung über der maximalen isometrischen Kraft liegen kann.

$$f_v(a, \lambda_c, \dot{\lambda}_c) = \begin{cases} 0 & \dot{\lambda}_c \leq -v_{max}(a, \lambda_c) \\ \frac{v_{sh}(v_{max}(a, \lambda_c) + \dot{\lambda}_c)}{v_{sh}v_{max}(a, \lambda_c) - \dot{\lambda}_c} & -v_{max}(a, \lambda_c) < \dot{\lambda}_c \leq 0 \\ \frac{v_{sh}v_{shl}v_{max}(a, \lambda_c) + v_{ml}\dot{\lambda}_c}{v_{sh}v_{shl}v_{max}(a, \lambda_c) + \dot{\lambda}_c} & \dot{\lambda}_c > 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

Die Kraft des Muskels ist außer von der momentanen Kontraktionsgeschwindigkeit des Muskels $\dot{\lambda}_c$ auch von der maximalen Geschwindigkeit des Muskels v_{max} abhängig. Obwohl die maximale Geschwindigkeit oft als fester Wert angenommen wird [14], ist sie abhängig von der Anzahl der Querbrückenbindungen, die bei einer gegebenen Länge λ_c maximal möglich sind und die durch die von der momentanen Aktivierung a abhängigen Ca^{2+} -Ionenkonzentration freigegeben sind. Die maximale Geschwindigkeit lässt sich durch Gleichung (4.4) bestimmen, bei der v_{er} den Einfluss der Ionenkonzentration auf die maximale Kontraktionsgeschwindigkeit und v_{vm} die maximal mögliche Geschwindigkeit bei Ruhelänge beschreibt. In Abbildung 4.4 ist die Abhängigkeit der Kraft von der Kontraktionsgeschwindigkeit $\dot{\lambda}_c$ und der maximalen Geschwindigkeit v_{max} dargestellt.

$$v_{max}(a, \lambda_c) = v_{vm}(1 - v_{er}[1 - af_{\lambda}(\lambda_c)]) \quad (4.4)$$

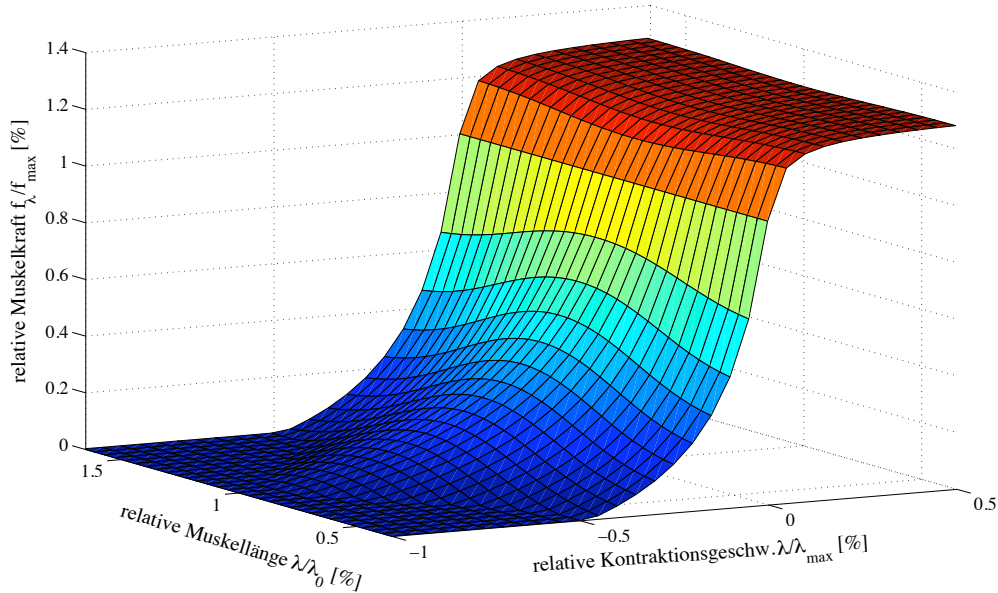


Abbildung 4.4: Kraft-Geschwindigkeits-Beziehung eines Muskels. Die Kraft, die der Muskel erzeugen kann, hängt wesentlich von seiner aktuellen Kontraktionsgeschwindigkeit ab. Je schneller sich ein Muskel kontrahiert, desto geringer ist seine Kraft. Darüber hinaus ist die Geschwindigkeit auch von der Länge des Muskels abhängig.

Aktivierungsdynamik

Wie schon in Abschnitt 4.1.1 angesprochen, ist die Kraftentwicklung des Muskels von der Ca^{2+} -Ionenkonzentration γ im Muskel abhängig. Da es sich sowohl bei der Signaltransduktion der Nervenimpulse in eine entsprechende Ca^{2+} -Ionenkonzentration als auch bei der Entwicklung der Kraft durch das Ausbilden von Querbrückenbindungen zwischen Aktin und Myosin um chemische Prozesse handelt, kann der Muskel seine Kraft nicht instantan aufbauen.

Die Änderung der Konzentration der Ca^{2+} -Ionen $\dot{\gamma}$ lässt sich durch die einfache Differentialgleichung erster Ordnung (4.5) beschreiben, bei der mit T_{ac} und T_{da} je nach Aktivierung oder Deaktivierung des Muskels unterschiedliche Zeitkonstanten berücksichtigt

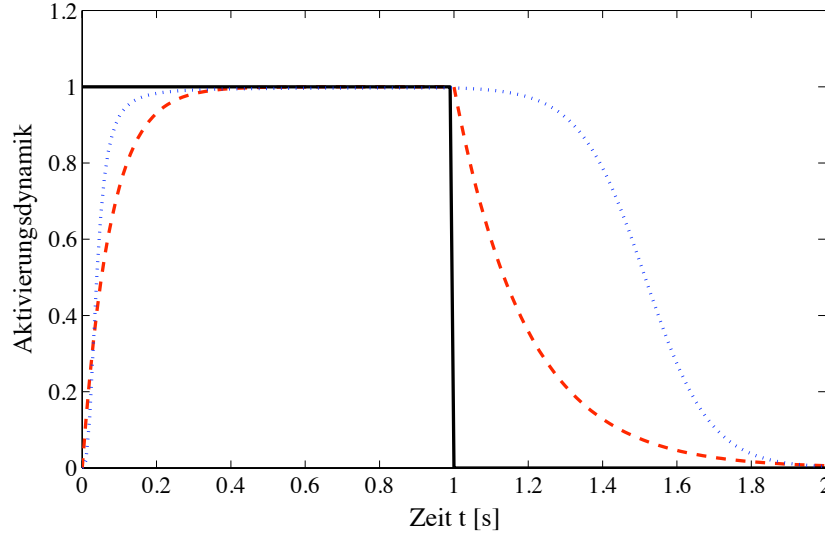


Abbildung 4.5: Aktivierungsdynamik eines Muskels. Die durchgezogene Linie stellt das Steuersignal dar. Die gestrichelte Linie entspricht der Ca^{2+} -Ionen Konzentration, welche in erster Näherung mit der Aktivierung (gepunktete Linie) des Muskels gleichgesetzt werden kann.

werden

$$g_m(\gamma, u) = \frac{u - \gamma}{T^*} \quad T^* = \begin{cases} T_{ac} & u \leq \gamma \\ T_{da} & u > \gamma \end{cases} . \quad (4.5)$$

In erster Näherung lässt sich die Aktivierung des Muskels a durch die Wahl geeigneter Zeitkonstanten T mit der Ca^{2+} -Ionenkonzentration γ gleichsetzen (Gl. 4.6) [143, 166].

$$a = \gamma, \quad \dot{a} = \dot{\gamma} = g_m(\gamma, u) \quad (4.6)$$

Für eine präzisere Darstellung der Aktivierungsdynamik lässt sich nach Hatze [50], die Aktivierung a des Muskels in Abhängigkeit von der Ca^{2+} -Ionenkonzentration γ und über die, von der relativen Muskellänge λ_{c-rel} abhängigen, Ionenaffinität ρ bestimmen. Die Parameter a_0 , c und k sind vom Muskel unabhängig und können u. a. als Diffusionsgeschwindigkeit der Ionen verstanden werden

$$a = \frac{a_0 + (\rho(\lambda_{c-rel}) \gamma)^3}{1 + (\rho(\lambda_{c-rel}) \gamma)^3} \quad (4.7)$$

$$\rho(l_{ce-rel}) = c \frac{k-1}{k-\lambda_{c-rel}} \lambda_{c-rel} . \quad (4.8)$$

Abbildung 4.5 zeigt exemplarisch die Aktivierungsdynamik eines Muskels.

Passive Kräfte

Wie in Abschnitt 2.3 bereits dargestellt, wirken außer den Kräften, die der Muskel aktiv aufbringen kann, auch passive Kräfte. Diese Kräfte, die besonders am Rand des Arbeitsbereichs dominieren, beschreiben die Effekte die für den Spannungsanstieg bei übermäßig starker, passiver Dehnung verantwortlich sind, und von den physikalischen Eigenschaften der Sehnen, des Bindegewebes und vor allem der Titinfilamente abhängen. Die passiven Kräfte können in Abhängigkeit vom Gelenkwinkel q als passives Moment τ_p modelliert werden:

$$\tau_p = -b_P \dot{q}_j - \text{sign}(q_j - q_{r_j}) \frac{\tau_{max}}{e^{\frac{PE_{sh_j}}{PE_{xm_j}}|q_j - q_{r_j}|} - 1} \left(e^{\frac{PE_{sh_j}}{PE_{xm_j}}|q_j - q_{r_j}|} - 1 \right) . \quad (4.9)$$

b_P beschreibt die Dämpfung in den j beteiligten Gelenken. PE_{sh_j} und PE_{xm_j} sind Parameter für die Form und den Arbeitsbereich der Gelenke. q_{r_j} bestimmt die Ruhestellung des Gelenks, in dem der Arm ohne Aktivierung der Muskeln im Gleichgewicht ist, und τ_{max} die maximalen Drehmomente an den Grenzen des Arbeitsbereichs. Wie in Abbildung 4.2 zu erkennen ist, sind die passiven Kräfte in weiten Bereichen relativ gering und werden erst am Rande des Arbeitsbereichs dominant.

4.1.3 Von der Muskelkraft zur Bewegung

Wenn ein Muskel wie im vorherigen Abschnitt beschrieben aktiviert wird, erzeugt er eine Kraft in dessen Längsrichtung. Aus den Punkten, an denen ein Muskel mit den Knochen verbunden ist, ergibt sich ein Hebelarm c , über den aus den linearen Kräften des Muskels f_m ein Drehmoment τ in den jeweiligen Gelenken erzeugt wird (vgl. Abb. 4.6). Der Hebelarm wird in der Literatur [143] oft als konstant angenommen, wodurch sich das Drehmoment relativ einfach entsprechend Gleichung (4.10) berechnen lässt.

$$\tau = -f_m c_{konst} \quad (4.10)$$

Natürlich ist die Länge des Hebelarms c und damit die Größe des erzeugten Drehmoments in realen biologischen Bewegungsapparat von der momentanen Stellung des Gelenks q

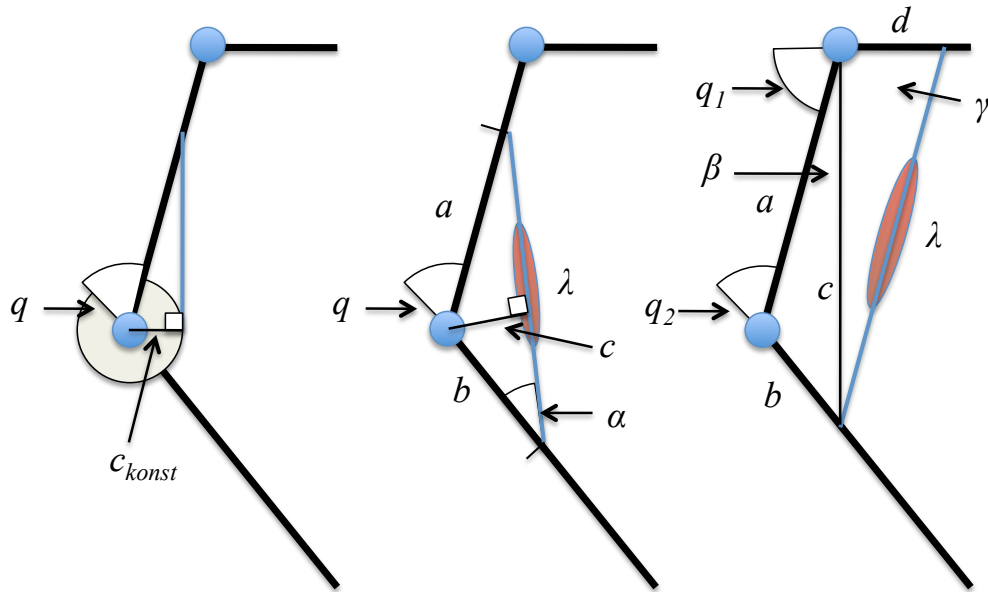


Abbildung 4.6: Konstanter und variabler Hebelarm bei verschiedenen Modellen des biologischen Bewegungssystems. In einfachen Modellen (links) werden die Hebelarme c_{konst} als konstant und so unabhängig vom Gelenkwinkel q betrachtet, wie es bei der Verwendung von Umlenkrollen der Fall wäre. Realistischer hingegen sind Modelle (Mitte & rechts), bei denen die Länge c der Hebelarme von den aktuellen Gelenkwinkeln q abhängen. Mit Hilfe des Sinus- und des Kosinussatzes lassen sich unter Zuhilfenahme der Teilstrecken a, b, c und d und den Winkel α, β und γ die Länge der Hebelarme und die Länge der Muskeln λ in Abhängigkeit der Gelenkwinkel q berechnen.

abhängig [49, 132]:

$$\tau = -f_m c(q), \quad (4.11)$$

wodurch sich die auf das Gelenk wirkenden Drehmomente in Abhängigkeit des Gelenkwinkels q verändern. Hinzu kommt die Tatsache, dass einige Muskeln auch, wie in Abbildung 4.6 rechts, über zwei Gelenke laufen, womit ihre Länge und die damit maximal erzeugbare Kraft von der Stellung der beiden beteiligten Gelenke abhängig ist.

Hebelarm und virtuelle Arbeit

Für einen einfachen mechanischen Aufbau, wie in Abbildung 4.6 Mitte, lässt sich die Länge c des Hebelarms noch relativ leicht über die einfache geometrische Beziehung

$$c = b \sin(\alpha) \quad (4.12)$$

ausdrücken. Unter Berücksichtigung des Kosinussatzes zur Berechnung der Muskellänge

$$\lambda = \sqrt{a^2 + b^2 - 2ab \cos(\pi - q)} \quad (4.13)$$

und des Sinussatzes ergibt sich für die Länge des Hebelarms:

$$c = \frac{ab \sin(q)}{\lambda} = \frac{ab \sin(q)}{\sqrt{a^2 + b^2 + 2ab \cos(q)}}. \quad (4.14)$$

Eine zweite, äquivalente Möglichkeit, die Beziehung zwischen Kraft und Drehmoment zu beschreiben, bietet das Prinzip der virtuellen Arbeit. Die Arbeit, die der Muskel während der Verkürzung verrichtet, $W_M = -f_m \Delta\lambda$, entspricht dabei der Arbeit, die zum Drehen des Gelenks benötigt wird, $W_{rot} = \tau \Delta q$. Aufgelöst nach dem Drehmoment τ ergibt sich so:

$$\tau = -f_m \frac{\Delta\lambda}{\Delta q}. \quad (4.15)$$

Für infinitesimal kleine Schritte kann der Bruch auch als Ableitung der Muskellänge λ nach dem Winkel q dargestellt werden.

$$\tau = -f_m \frac{d\lambda}{dq} \quad (4.16)$$

Da diese Darstellung im Prinzip Gleichung (4.11) entspricht, sollte die Ableitung $d\lambda/dq$ dem Hebelarm c entsprechen, was durch das Berechnen der Ableitung mit Hilfe der Darstellung für λ auch gezeigt werden kann:

$$\frac{d\lambda}{dq} = \frac{ab \sin(q)}{\sqrt{a^2 + b^2 + 2ab \cos(q)}} = c. \quad (4.17)$$

Die Hebelarm-Matrix

In Fällen, wo ein oder mehrere Muskeln beteiligt sind, die zum Teil auch mehrere Gelenke überspannen (Abb. 4.6 rechts), lässt sich das in den einzelnen Gelenken wirkende Drehmoment nicht mehr wie in Gleichung (4.11) über einen einzigen Hebelarm berechnen. Dennoch muss weiterhin die von allen Muskeln verrichtete Arbeit der in allen Gelenken verrichteten Arbeit entsprechen:

$$\boldsymbol{\tau}^T \Delta \mathbf{q} = -\mathbf{f}_m^T \Delta \boldsymbol{\lambda}. \quad (4.18)$$

Durch die Darstellung als Vektoren ergibt sich analog zu Gleichung (4.16) für den „Hebelarm“ die Jacobi-Matrix als Ableitung des Vektors der Muskellängen $\boldsymbol{\lambda}$ nach dem Vektor der Gelenkwinkeln \mathbf{q} , wie hier für zwei Muskeln und zwei Gelenke dargestellt:

$$J_{\lambda} = \frac{d\boldsymbol{\lambda}}{d\mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \frac{d\lambda_1}{dq_1} & \frac{d\lambda_1}{dq_2} \\ \frac{d\lambda_2}{dq_1} & \frac{d\lambda_2}{dq_2} \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

Dadurch lassen sich die Drehmomente direkt berechnen mit:

$$\boldsymbol{\tau} = -J_{\lambda}^T \mathbf{f}_m. \quad (4.20)$$

Der Vorteil dieser Darstellung ist, dass sie sowohl für die vereinfachte Darstellung mit konstantem Hebelarm ($\frac{d\lambda_i}{dq_i} = \text{konst.}$) als auch für die komplexere Darstellung mit variablem Hebelarm gültig ist.

4.2 Sensoren

Da die vom Muskel erzeugte Kraft sowohl von seiner Länge als auch von seiner Kontraktionsgeschwindigkeit abhängt, ist eine präzise Regelung der Kraft und der damit verbundenen Bewegungen schwierig, solange der Systemzustand nicht genau bekannt ist.

Aus diesem Grund existieren im Muskel-Sehnen-Apparat verschiedene propriozeptive Sensoren, die den Systemzustand des Muskels messen können, und damit auch Rückschlüsse auf die Bewegungen zulassen: die Muskelspindeln und die Golgi-Sehnenorgane [110, 126]. Zusammen liefern sie Information über die Stellung der Körperglieder zueinander, über aktive und passive Bewegungen, sowie über die von den Muskeln ausgeübte Kraft.

4.2.1 Muskelspindel

Die Muskelspindeln bestehen aus mehreren (ca. 3-10) dünnen, abgekapselten Muskelfasern (intrafusale Fasern). Ihre Anzahl pro Muskel variiert sehr stark und hängt davon ab, mit welcher Präzision ein Muskel bewegt werden muss. Die rezeptiven Enden der afferenten² Nerven befinden sich im äquatorialen Teil der Muskelspindel. Die als *Ia*-Afferenzen bezeichneten sensorischen Nerven, welche die Muskelspindel innervieren, werden in zwei Arten unterteilt, die sich in ihrer Funktion unterscheiden. Die an den zentral verlaufenden intrafusalen Fasern (Kernsackfasern) ansetzenden Nerven reagieren vor allem auf die Änderung der Muskellänge, während die an den äußeren Muskelfasern (Kernkettenfasern) liegenden Nerven auf die absolute Muskellänge reagieren. Die unterschiedliche Wirkung ist auf die unterschiedlichen kontraktile und elastischen Eigenschaften der jeweiligen Muskelfasertypen zurückzuführen. Durch diese zwei Arten von *Ia*-Afferenzen lässt sich das Übertragungsverhalten der Muskelspindel in Bezug auf die Muskellänge als PD-Verhalten beschreiben.

Bei einer Dehnung des Muskels nimmt die Aktivität beider Nerven zu, während bei einer Verkürzung sich die Muskelspindel entspannt und ihre Aktivität abnimmt oder sogar aussetzt (Spindelpause). Damit sich die Sensoren immer im optimalen Empfindlichkeitsbereich befinden, können sich die intrafusalen Fasern, ähnlich wie normale Muskelfasern, kontrahieren. Die efferente Innervation der intrafusalen Fasern erfolgt über die γ -Motoneuronen, welche ein Vordehnen der Spindelfasern bewirken. Durch eine gleichzeitige Aktivierung der γ - und α -Motoneuronen (α - γ -Koaktivierung) bleibt die Empfindlichkeit der Sensoren erhalten.

Die *Ia*-Afferenzen sind in einem monosynaptischen Reflexbogen mit den α -Motoneuronen (vgl. Abs. 4.3) verschaltet und bilden so einen stabilisierenden Regelkreis, bei der die Länge des Muskels gegenüber äußeren Störungen konstant gehalten wird (Halterege- lung). Durch eine aktive Kontraktion der Muskelspindel über die γ -Motoneuronen und der damit verbundenen Aktivierung der *Ia*-Afferenzen lässt sich über den Reflexbogen indirekt auch die Länge des Muskels variieren (Folgeregelung), wobei jedoch eine alleinige Folgeregelung des Muskels über den Reflexbogen eher selten aufzutreten scheint [147].

4.2.2 Golgi-Sehnenorgan

Ein weiteres wichtiges Sinnesorgan im Muskel sind die Golgi-Sehnenorgane, welche die vom Muskel erzeugten Kräfte messen. Die Golgi-Sehnenorgane befinden sich, wie der Na-

²Afferente Nerven entspringen in der Peripherie und leiten sensorische Informationen zum zentralen Nervensystem. Nach dem lateinischen *afferre* = „herbeitragen“.

me schon sagt, in den Sehnen, die die Muskeln mit dem Knochenskelett verbinden. Durch diese serielle Anordnung werden die Sehnenorgane sowohl bei passiver Muskeldehnung (z. B. durch gehobene Last) als auch bei aktiver Kontraktion erregt. Die Enden dieser *Ib*-Afferenzen, als sensorischer Teil des Sehnenorgans, durchdringen die Sehnen von mehreren (ca. 20-25) Muskelfasern und können so auch die Spannung einzelner motorischer Einheiten messen. Die Sehnenorgane reagieren sowohl auf die absolute Spannung des Muskels als auch auf eine Änderung der Spannung, wodurch das Übertragungsverhalten wie bei der Muskelspindel als PD-Verhalten beschrieben werden kann.

Auch die *Ib*-Afferenzen sind über einen Regelkreis mit den α -Motoneuronen verbunden. Allerdings sind, im Gegensatz zu den monosynaptischen Reflexen der Muskelspindel, mehrere Interneuronen in dem Reflexbogen beteiligt. Obwohl sich eine Erregung der Golgi-Sehnenorgane in der Regel schwach hemmend auf den Muskel auswirkt und so die Spannungen im Muskel reguliert, existieren auch erregende Übertragungswege, die sich stabilisierend auf Bewegungen auswirken können [10, 117].

4.2.3 Weitere Sensoren

Zusätzlich zu den Sensoren im Muskel-Sehnen-Apparat finden sich innerhalb der Gelenkkapseln verschiedene Rezeptorzellen, wie z. B. Ruffini- und Pacini-Körperchen. Sie befinden sich an Stellen, die bei Gelenkbewegungen die stärksten Belastungen erfahren.

Die Ruffini-Körperchen sind Dehnungsrezeptoren, die sowohl die Position des Gelenks als auch seine Rotationsgeschwindigkeit erfassen und sehr langsam an einen Reiz adaptieren. Wie bei den Muskelspindeln lässt sich ihre Funktion als PD-Verhalten beschreiben, mit dem Unterschied, dass sie die abtriebsseitige Position und Geschwindigkeit messen und damit den aktuellen Systemzustand des Bewegungsapparates beschreiben.

Die Pacini-Körperchen sind Nervenzellen die mit ihrem abgeflachten rezeptiven Ende speziell auf Beschleunigungen reagieren. Sie haben eine niedrige mechanische Reizschwelle und adaptieren sehr schnell an einen gleichförmigen Reiz.

Obwohl die Reflexe über die Muskelspindel und die Golgi-Sehnen-Organe eine dominierende Rolle für die Bewegungssteuerung spielen, scheinen auch die hier angesprochenen Sensoren einen Einfluss auf die Regelung der Muskeln zu haben [136].

4.3 Feedback-Regelung des Muskels

Auf Veränderungen reagieren zu können, ist ein wesentlicher Bestandteil der Bewegungssteuerung, der sich auch in dem *Sense-Plan-Act*-Zyklus widerspiegelt. Die einfachste

Form von neuronal fest verankerten Verhaltensweisen (*Sense-Act-Zyklus*) bilden die Reflexe. Während sich im Laufe der Evolution mit der Entwicklung des Nervensystems immer wieder neue motorische Strukturen entwickelt haben, die auf höheren Ebenen immer komplexeres Verhalten ermöglichten, sind die Grundstrukturen der Reflexe erhalten geblieben und bilden die unterste Basis der Bewegungssteuerung in der Biologie. Die einzelnen Regelkreise lassen sich sehr gut mit technischen Systemen vergleichen (Abs. 3.2). Allerdings ergeben sich auf Grund der hohen Zahl der miteinander interagierenden Regelkreise schon auf dieser untersten Ebene sehr komplexe Regelungssysteme. Hinzu kommt, dass das Übertragungsverhalten einzelner Regelkreise durch höhere Ebenen beeinflusst werden kann.

4.3.1 Spinale motorische Reflexe

Die spinalmotorischen Reflexe dienen, wie oben bereits angesprochen, sowohl der Stützmotorik, indem die Muskellänge gegenüber äußeren Störungen konstant gehalten wird, als auch der fortwährenden Stabilisierung während einer Bewegung. Die schematische Darstellung der Reflexe in Abbildung 4.7 gibt eine Übersicht darüber, wie die einzelnen Reflexe zusammenspielen.

Nach Aktivierung des Muskels über die α -Motoneuronen kontrahiert der Muskel und zieht sich mit einer entsprechend großen Kraft zusammen. Den innersten Regelkreis bildet der Muskel selbst. Da die Kraft des Muskels mit abnehmender Länge ebenfalls abnimmt, ergibt sich eine das System stabilisierende negative Rückkopplung (s. a. Abs 4.3.2). Der zweite Regelkreis, der auf die Länge und die Kontraktionsgeschwindigkeit des Muskels reagiert, wird durch die Muskelspindel gebildet. Die *Ia*-Afferenzen der Muskelspindel sind erregend mit den α -Motoneuronen verschaltet. Bei diesem monosynaptischen Dehnungsreflex handelt es sich zwar um eine positive Rückführung der Muskellänge, jedoch bewirkt die Aktivierung der α -Motoneuronen, wie anfangs beschrieben, eine der Dehnung des Muskels entgegenwirkende Kontraktion, wodurch sich eine stabilisierende negative Rückkopplung ergibt. Der dritte hier betrachtete Regelkreis stellt die Rückkopplung der Kraft über die *Ib*-Afferenzen der Golgi-Sehnen-Organen dar. Dieser Reflex, der über mehrere Interneuronen auf die α -Motoneuronen verschaltet ist, wurde ursprünglich als rein negative Rückkopplung angenommen. Es konnte jedoch gezeigt werden, dass vor allem bei Gehbewegungen die inhibitorische Wirkung umgekehrt wird und so eine positive Rückkopplung entsteht [117]. Obwohl sich positives Feedback alleingegenommen immer katastrophal auf ein System auswirkt, ergibt sich im Fall des Muskels durch das Zusammenspiel mit den negativen Feedback-Schleifen dennoch ein stabiles System.

Für sich allein betrachtet dienen diese Reflexbögen vor allem einer Konstanthaltung der

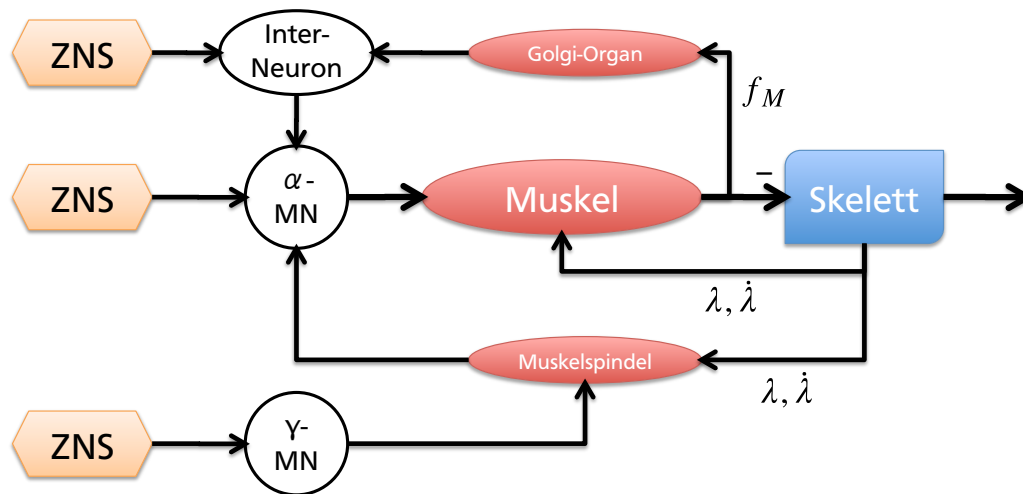


Abbildung 4.7: Neuronales und mechanisches Feedback. Die Erregung der α -Motoneuronen, die den Muskel kontrahieren lassen, wird außer über das zentrale Nervensystem (ZNS) auch über die Reflexbögen der Muskelspindel und des Golgi-Organ beeinflusst. Neben den neuronalen Reflexen kann die Abhängigkeit der Muskelkraft von der Muskellänge λ und der Kontraktionsgeschwindigkeit $\dot{\lambda}$ als mechanisches Feedback (*Preflex*) betrachtet werden.

Muskellänge bei äußeren Störungen. Wie bereits eingangs erwähnt, können die Wirkungen der einzelnen Reflexe aber zusätzlich auch durch höhere Kontrollebenen verändert werden. Neben der kompletten Umkehrung von inhibitorischer auf excitatorischer Wirkung der Golgi-Sehnen-Organen, können durch das zentrale Nervensystem (ZNS) auch die Sensibilität der einzelnen Sensoren und die Stärke der übertragenen Signale beeinflusst werden. Durch die Aktivität der γ -Motoneuronen werden die intrafusalen Fasern gedehnt, wodurch die Muskelspindeln Signale an die α -Motoneurone weiterleiten. Dieses Vordehnen der Muskelspindeln lässt sich mit der Vorgabe von Sollwerten für Position und Geschwindigkeit vergleichen, die für eine Regelung nötig sind. Obwohl eine Steuerung der Muskellänge allein über die indirekte Aktivierung der α -Motoneurone über die γ -Spindel-Schleife möglich ist (vgl. Abs. 4.1.2 und 5.1.2), sprechen einige Punkte gegen diesen Servomechanismus. Zum einen erfolgt die γ -Aktivierung nicht vor, sondern gleichzeitig mit der α -Aktivierung, und zum anderen ist der Einfluss des Dehnungsreflexes zu gering, um komplette Bewegungen ausführen zu können.

4.3.2 Mechanisches Feedback

Neben den schon lange bekannten und gut untersuchten neuronalen Reflexen, lassen sich auch die intrinsischen Eigenschaften des Muskels als Regelkreis auffassen wie in Abbildung 4.7 dargestellt. Dieser von Loeb [83] als *Preflex* bezeichneter Regelkreis spiegelt die in Abschnitt 4.1.2 vorgestellte, nichtlineare Abhängigkeit der vom Muskel erzeugten Kraft von seinem momentanen Systemzustand (Muskellänge und Kontraktionsgeschwindigkeit) wieder. Durch die nichtlineare Kraft-Geschwindigkeits-Beziehung des Muskels erhält der Muskel die wünschenswerte Eigenschaft, dass er um so stärker gedämpft wird, je langsamer er sich bewegt. Hinzu kommt, dass sich durch die Kraft-Längen-Beziehung immer ein Systemzustand einstellt, in dem die Muskelkräfte mit den äußeren Kräften im Gleichgewicht stehen. Anders als beim neuronalen Feedback (Reflex) wirkt sich beim Preflex eine Änderung des Systemzustandes durch die direkte mechanische Abhängigkeit ohne Zeitverzögerung auf das System aus.

Obwohl diese stabilisierende Wirkung der intrinsischen Muskeleigenschaften schon seit mehreren Jahrzehnten bekannt ist [109], wurde ihre Rolle bei der Bewegungssteuerung erst in jüngster Zeit genauer verstanden [14, 98, 105]. Wagner und Blickhan [160, 161] konnten an einem stark vereinfachten Menschmodell für ein Gelenk zeigen, dass sich die Muskeleigenschaften auch ohne neuronales Feedback sowohl stabilisierend auf oszillierende Sprungbewegungen auswirken, als auch kleinere Störungen während Geh- und Laufbewegungen ausgleichen können. Auch bei schnellen, ballistischen Bewegungen scheinen die Preflexe zusammen mit den elastischen Eigenschaften des Muskels (vgl. Abs. 2.3 und 4.1.2) eine wichtige Rolle zu spielen. Durch ein Vorspannen der Muskeln wird in den elastischen Elementen des Muskels potentielle Energie gespeichert, wodurch bei der Bewegung bis zu einer Größenordnung mehr Energie freigesetzt werden kann als bei einer einfachen isotonischen Kontraktion [78].

Die Eigenschaften einzelner Muskeln oder antagonistisch verspannter Muskeln können sich, wie vielfach gezeigt, stabilisierend auf Bewegungen auswirken und den Steuerungsaufwand reduzieren. Jedoch ergeben sich durch die Interaktion von mehreren Muskeln neue Effekte, die über die Stabilisierung eines Gelenks oder das Kompensieren einfacher Störungen hinausgehen.

4.4 Modelle der Regelung und Steuerung von Bewegungen

Bereits Ende des 19. Jahrhunderts wurde erkannt, dass zielgerichtete Bewegungen aus zwei Teilen bestehen [125]. Das Körperglied wird zuerst mit einer schnellen, ballistischen und feedforward gesteuerten Bewegung in Richtung der Zielposition bewegt (Open-Loop) und anschließend unter sensorischer Kontrolle mittels Feedback-Regelung bis zum Ziel geführt (Closed-Loop). Im Gegensatz zu der im vorigen Abschnitt vorgestellten Regelung wird bei der Steuerung eine bestimmte Zielvorgabe vom zentralen Nervensystem (ZNS) in eine Reihe von Muskelaktivitäten umgesetzt, welche sich gut für das Erreichen dieses Ziels eignen.

Neben der Unterteilung in programmorientierte Open-Loop-Ansätze und den kybernetisch orientierten Closed-Loop-Modellen existieren verschiedene Modelle zur Bewegungssteuerung, die sich vor allem in zwei Punkten unterscheiden:

- Zum einen herrscht Uneinigkeit darüber, in welcher Form Bewegungen intern repräsentiert werden und damit auch, über welche Variablen eine Bewegung kontrolliert wird.
- Zum anderen wird die Bedeutung von Regelung und Steuerung und ihr jeweiliger Anteil an der Bewegungskontrolle sehr unterschiedlich bewertet.

Die wichtigsten Modelle zur Bewegungssteuerung sollen hier kurz aufgeführt werden und in ihrer Relevanz zur vorliegenden Arbeit diskutiert werden.

4.4.1 Die ideomotorische Hypothese

Eine der wohl ältesten Modellvorstellungen über die Kontrolle von willkürlichen Bewegungen ist die ideomotorische Hypothese, eine Vorstellung, welche durch die Entdeckung der Spiegelneuronen 1995 [121] eine neurologische Grundlage erhalten hat. Sie beschreibt das auch als Carpenter-Effekt bekannte Phänomen, dass visuell wahrgenommene Bewegungen mit den Steuersignalen assoziiert werden, welche bei ihrer Ausführung Bewegungen erzeugen, die den wahrgenommenen Bewegungen entsprechen. In Übereinstimmung mit dieser Vorstellung konnte gezeigt werden, dass die Auswahl, Initiierung und Ausführung von Bewegungen durch deren Antizipation beeinflusst wird.

Allerdings lässt die ideomotorische Hypothese weiterhin einige Fragen offen. Obwohl eine bidirektionale Beziehung zwischen Aktionen und den daraus folgenden Effekten angenommen wird, werden die dazu notwendigen Lernmechanismen nicht beschrieben.

Des Weiteren werden keine Aussagen über die zur Generalisierung und Differenzierung notwendigen Mechanismen gemacht. Somit ist ungeklärt, wie die Aktions-Effekt-Beziehungen, die mit einer Gliedmaße gelernt wurden, auf andere Gliedmaßen übertragen werden können. Auf der anderen Seite kann ein Steuersignal für eine bestimmte Bewegung unter veränderten äußeren Bedingungen oder durch eine veränderte Dynamik zu unterschiedlichen Bewegungen und damit zu unterschiedlichen, sensorischen Eindrücken führen. Dadurch wird auch das Problem verdeutlicht, dass die ideomotorische Hypothese allein auf dem Prinzip der Steuerung beruht und keine Aussage über die Rolle von Regelungsprozessen während der Bewegungsausführung macht. Nur wenige Versuche wurden bisher unternommen, das ideomotorische Prinzip durch propriozeptive Feedback-Schleifen zu ergänzen [54].

Trotz dieser Mängel zeigt die ideomotorischen Hypothese, dass Handlungsziele, identisch mit Handlungseffekten sind, deren Realisierung durch die Ausführung der entsprechenden Bewegung angestrebt wird. Sie verdeutlicht so, dass sensorische Effekte nicht nur bei der Bewegungsausführung im Rahmen von Regelungsprozessen eine Rolle spielen, sondern dass sie auch als Ausgangsgröße für die Steuerung von zielgerichteten Bewegungen dienen können.

4.4.2 Motorische Programme

Auch die Theorie der motorischen Programme ist eine reine Steuerungstheorie. Es wurde vorgeschlagen, dass im ZNS exakte Bewegungsengramme existieren, in denen der gesamte Ablauf einer Bewegung gespeichert ist. Ein motorisches Programm besteht so aus einer Reihe von Bewegungskommandos, welche vor dem Beginn einer Bewegung erzeugt werden, so dass die Bewegung als ganzes ohne peripheres Feedback ausgeführt werden kann.

Durch diesen Ansatz ergeben sich jedoch verschiedene Probleme. Zum einen stellt sich die Frage, ob im ZNS genügend Speicherplatz gegeben ist, um die motorischen Programme aller möglichen Bewegungen zu speichern. Des Weiteren würde sich aus der hohen Anzahl der verschiedenen Programmen auch die schnelle Auswahl einer geeigneten Bewegung als schwierig erweisen. Ein weiterer Nachteil motorischer Programme ergibt sich daraus, dass nicht erklärt werden kann, wie neue Bewegungen entstehen können, ohne dass sie vorher eingebracht wurden. Letztendlich stellt auch die mangelnde Flexibilität ein Problem dar. Selbst einfache Bewegungen erfordern mitunter eine Anpassung, um auf wechselnde äußere Einflüsse reagieren zu können. Es wurden aus diesen Gründen verschiedene Erweiterungen vorgeschlagen [125].

Eine wesentliche Erweiterung war die Aufgabe der Vorstellung, dass motorische Programme als starre, vorgefertigte Sequenzen von Muskelkommandos vorliegen. Es wurde stattdessen das Prinzip der generalisierten motorischen Programme vorgestellt, bei dem nicht einzelne Bewegungen, sondern Bewegungsklassen gespeichert sind. Die Grundidee besteht in der Parametrisierung von Bewegungen. Jede Bewegung besteht demzufolge aus invarianten Elementen, wie der Reihenfolge von Bewegungsabschnitten und den relativen Kräften, die durch die Bewegungsklasse definiert werden und Parametern, die für jede Bewegung einzigartig sind.

Als zusätzliche Erweiterung wurden auch Feedback-Elemente mit in das Modell aufgenommen. Aus den Anfangsbedingungen und Ergebnissen früherer Bewegungen ist es mit Hilfe der generalisierten motorischen Programme möglich, Vorhersagen für die sensorischen Konsequenzen einer aktuellen Bewegung zu machen. Durch den Vergleich der erwarteten mit den tatsächlichen sensorischen Sequenzen soll so die Wahl der Parameter für die Bewegung optimiert oder auch direkt eine Abweichung der Bewegung korrigiert werden.

4.4.3 Interne Dynamikmodelle

Die beiden vorangegangenen Ansätze zur Bewegungssteuerung haben bereits den Weg zu einer internen Repräsentation des Bewegungsapparates aufgezeigt. Diese als interne Modelle bezeichnete Repräsentation ist in der Lage, die kinematischen und dynamischen Eigenschaften des motorischen Apparates abzubilden [62], wobei jedoch die genauen neuronalen Mechanismen noch weitgehend unbekannt sind.

Da während einer Bewegung unterschiedliche positions-, geschwindigkeits- und beschleunigungsabhängige Kräfte auf den Körper wirken (vgl. Kapitel 2), muss deren Einfluss bei der Erzeugung der efferenten Signale berücksichtigt werden. Die Idee der internen Modelle besteht darin, dass das ZNS die Abfolgen von Muskelaktivität, die eine bestimmte Bewegung erzeugen, nicht fest speichert, sondern mit Hilfe des Wissens der auf den Bewegungsapparat wirkende physikalischen Kräfte, diese Signale je nach Bedarf berechnet [62, 132, 167].

Belege für das Vorhandensein interner Modelle stammen aus Experimenten, in denen die Anpassung einer Bewegung an veränderte kinematische und dynamische Größen (z. B. veränderter Schwerpunkt) und die Übertragung dieser neuen Parameter auf andere Bewegungen gezeigt wurden [58, 168]. Es wurde weiterhin vorgeschlagen, dass nicht nur ein einziges Modell existiert, sondern dass verschiedene Modelle zur Verfügung stehen, zwischen denen nach Bedarf gewechselt werden kann [168, 169]. Ein Hinweis auf die

Existenz mehrerer Modelle ist die schnelle Umstellung auf einen bekannten Zustand, nachdem eine neue dynamische Größe langsam erlernt wurde.

Wie in Abschnitt 2 dargestellt, lassen sich zwei Arten von Dynamikmodellen unterscheiden. Ein inverses Modell erzeugt für eine gewünschte Bewegung die nötigen Muskelaktivitäten. Ein direktes Modell (oder Vorwärtsmodell) berechnet im Gegensatz dazu aus einem gegebenen efferenten Signal und dem aktuellen Zustand die Bewegungen des Systems [62]. Während das inverse Modell direkt zur Bewegungssteuerung eingesetzt werden kann, kann das Vorwärtsmodell vom ZNS dazu genutzt werden, um den vorhergesagten Zustand mit dem gewünschten Zielzustand zu vergleichen und ggf. Bewegungsfehler frühzeitig zu korrigieren. Es könnte also der Regelung von Bewegungen dienen, ohne dass hierfür auf die langsame, bewusst ablaufende Regelung der Bewegung zurückgegriffen werden muss.

In Übereinstimmung mit dieser Annahme wurde gezeigt, dass bei Bewegungen in die falsche Richtung Korrekturen schon 20 – 40 *ms* nach Beginn einer gemessenen Muskelaktivität initiiert wurden, noch bevor sich das Körperteil tatsächlich bewegt und bewusste Wahrnehmung der Bewegung möglich gewesen wäre [18]. Der Vergleich zwischen den tatsächlich eintretenden und den aufgrund des Vorwärtsmodells erwarteten sensorischen Konsequenzen kann verwendet werden, um zu entscheiden, ob eine sensorische Veränderung durch den gewollten Ablauf der Bewegung oder durch eine Störung aus der Umwelt entstanden ist [91, 93, 158]. Über das so berechnete Fehlersignal kann auch das inverse Modell trainiert werden (distal supervised learning).

Unklarheit bei der Theorie der internen Modelle herrscht darüber, in welcher Form die physikalischen Eigenschaften des Bewegungsapparates repräsentiert sind. Obwohl gezeigt werden konnte, dass Größen wie Geschwindigkeit und Beschleunigung und die potentielle Energie im ZNS in unterschiedlichem Maße und nicht unabhängig voneinander repräsentiert sind [58, 102], ist die Repräsentation von physikalischen Größen, die nicht direkt über Sensoren erfasst werden können, wie die Lage der Schwerpunkte oder die Größe der Trägheiten, noch unbekannt.

Ein weiteres Problem ergibt sich aus der Tatsache, dass auf Grund der hohen Redundanz im Bewegungsapparat die meisten Bewegungen auf viele mögliche Arten erzielt werden können, weshalb neben den internen Modellen, die die allgemeinen funktionalen Zusammenhänge zwischen Efferenzen und Afferenzen widerspiegeln, Auswahlmechanismen nötig sind.

4.4.4 Optimierungsmodelle

Die Optimierungsmodelle versuchen die eben angesprochenen Probleme der redundanten Freiheitsgrade in den Antrieben und der kinematischen Kette durch Minimierung bzw. Optimierung des physikalischen und/oder physiologischen Aufwands zu lösen. Ein oft verwendetes Optimierungskriterium ist die Minimierung der Bewegungszeit, um die schnellst mögliche Bewegung zu finden [85]. Ein weiteres Optimierungsmodell bezieht sich auf die Minimierung der Energie während einer Bewegung. Auch Minimierung des Impulses, des Rucks oder der Drehmomentsänderung werden oft diskutiert [34, 80, 128], da hierdurch ein sehr glattes Beschleunigungsprofil erzeugt wird. Neben der Optimierung der ganzen Bewegung existieren auch Ansätze, die die optimale Verteilung der Kräfte auf die einzelnen Muskeln untersuchen und dabei den Querschnitt, das Volumen oder die maximal mögliche Beteiligung eines Muskels an einer Bewegung berücksichtigen [134].

Obwohl viele der mit Hilfe von den angesprochenen Optimierungskriterien erzeugten Muskelaktivierungen und Bewegungen gut mit realen Bewegungen übereinstimmen, ist es unwahrscheinlich, dass in der natürlichen Bewegungssteuerung nur ein Optimierungskriterium zu Einsatz kommt. Darüber hinaus ist zwar die Tatsache, dass viele Bewegungen einem bestimmten Optimalitätskriterium gehorchen unumstritten, allerdings ist es noch unklar, wie die Optimierung der Bewegung im Detail abläuft und welche neuronalen Mechanismen beteiligt sind.

4.4.5 Kybernetische Modelle

Als Gegenpol zu den bisher vorgestellten Open-Loop-Ansätzen haben sich kybernetische Modelle der Bewegungskontrolle entwickelt. Bei ihnen wird der Mensch als ein mit der Umwelt interagierendes System betrachtet. Durch Feedback-Mechanismen wie die oben vorgestellten Reflexe (Abschnitt 4.3) wird es möglich, mit einer dynamischen Umwelt zu interagieren und bestimmte Systemzustände zu erreichen oder aufrechtzuerhalten.

Die Perceptual Control Theory [114] geht davon aus, dass nicht das Verhalten selber kontrolliert wird, sondern dass es benutzt wird, um interne Variablen gegenüber äußeren Störungen konstant zu halten. Die Wahrnehmung dieser internen Variablen unterliegt einer hierarchischen Gliederung von den sensorischen Endungen, die einfache Intensitätssignale liefern, bis zu komplexen Systemzuständen. Jedes wahrgenommene Signal wird mit einem Referenzsignal verglichen, das aus einer höheren hierarchischen Ebene des ZNS stammt. Das entstehende Fehlersignal wird wiederum als Referenzsignal für niedrigere Ebenen genutzt, bis es auf der untersten Ebene an die Muskeln weitergeleitet und somit in Bewegung umgesetzt wird. Die dadurch erzeugte Aktion mit der Umwelt

löst an den Eingangssensoren erneut Signale aus. Der Mensch bildet also zusammen mit der Umwelt ein hierarchisch geordnetes System aus geschlossenen Regelkreisen. Bewegungen werden darin als „Nebenprodukte“ der Regelkreisfunktionen betrachtet, die nicht geplant werden müssen [74, 88].

4.4.6 Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie

Die verschiedenen Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie (oder Equilibriumpunkttheorie) [3, 8, 9, 84, 107] gehen ursprünglich davon aus, dass die komplexen Dynamikberechnungen bei der Planung von Bewegungen durch die Ausnutzung der Dehnungsreflexe und der elastischen Eigenschaften des Muskelapparates umgangen werden können.

Als zentrales Thema dieser Arbeit werden die Grundlagen der Gleichgewichtspunkttheorie und eine mögliche neue Interpretationsweise im nächsten Kapitel diskutiert.

5 Neue Sichtweise und Erweiterung der Gleichgewichtspunkttheorie

Der Grundgedanke der verschiedenen Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie [3, 8, 9, 32] besteht darin, dass die Muskelaktivierungen und die damit einhergehenden Bewegungen vom ZNS nicht als komplexe Trajektorien geplant werden, sondern dass das ZNS nur den Endpunkt oder wenige Stützpunkte der Bewegung in Form der Muskellängen und Muskelaktivierungen vorgibt, die diesen Punkt bestimmen [7, 9, 41, 46, 101]. Die für die Bewegung nötigen Kräfte werden nach der Gleichgewichtspunkttheorie von den Muskeln automatisch auf Grund der elastischen Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates und der Dehnungsreflexe aufgebracht (vgl. Abs. 4.1 und 4.3). Vom ZNS müssen dabei keine zusätzlichen Informationen, z. B. durch die Berechnung der komplexen Bewegungsdynamik, bereitgestellt werden.

Die Wirkungsweise von antagonistische Muskeln bzw. Muskelgruppen lässt sich dabei mit zwei gegeneinander verspannten Federn vergleichen (Abb. 5.1), deren Kräfte, definiert durch die Ruhelänge und Steifigkeit, durch Signale vom ZNS verändert werden können. Der Gleichgewichtspunkt des Systems ist entsprechend als der Punkt definiert, in dem sich die Kräfte aller Federn gegenseitig aufheben und sich das System in Ruhe befindet. Werden durch ein Signal des ZNS die Ruhelänge oder die Steifigkeit einer oder mehrerer Federn verändert, entsteht ein Ungleichgewicht, durch welches eine Bewegung in Richtung des neuen Gleichgewichtspunktes erzeugt wird.

Die ersten beiden Abschnitte dieses Kapitels stellen die verschiedenen Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie vor und diskutieren die bekannte Kritik an dieser Theorie. Der dritte Abschnitt beschäftigt sich mit der regelungstechnischen Darstellung und den mathematischen Grundlagen, die der Bewegungssteuerung mit Hilfe der Gleichgewichtspunkttheorie zu Grunde liegen. Dabei wird eine neue Interpretation der stabilisierenden Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates entwickelt. Die letzten beiden Abschnitte stellen einen neuen Ansatz vor, wie mit Hilfe der Gleichgewichtspunkttheorie ballistische, feedforward gesteuerte Bewegungen erzeugt werden können. Die in diesem Kapitel vorgestellten Beispiele wurden mit dem in Abschnitt 6.1 vorgestellten Modell eines vereinfachten zweigelenkigen menschlichen Arms (vgl. Abb. 6.1, links) berechnet.

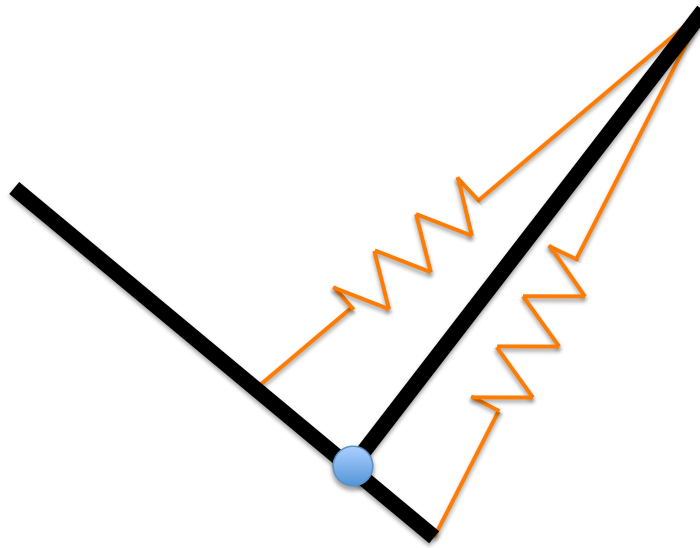


Abbildung 5.1: Abstraktion des Muskel-Sehnen-Apparates als verspannte Federn variabler Steifigkeit. Veränderungen der Ruhelänge oder der Steifigkeit führen zu einem neuen Gleichgewichtspunkt zwischen den Federn. Der Gleichgewichtspunkt ist unabhängig von temporären äußeren Störungen.

5.1 Beschreibung der verschiedenen Modelle

5.1.1 α -Modell

Im α -Modell [7–9] wird angenommen, dass die Verlagerung eines Gleichgewichtspunktes ohne die Hilfe von Reflexen, also ohne afferente Feedback-Regelung, erfolgt. Ein neuer Gleichgewichtspunkt wird dementsprechend allein durch die zentralnervöse Aktivierung der α -Motoneuronen erreicht (vgl. Abb. 4.1), wodurch Ruhelänge und Steifigkeit der Muskeln verändert werden. Eine Konsequenz dieses Modells ist es, dass auch bei völligem Fehlen von Rückmeldungen über den Erfolg der Bewegung eine gelernte Bewegung korrekt ausgeführt werden kann. Dies ist auch dann möglich, wenn die Armposition vor dem Start oder während der Bewegung durch eine kurze äußere Störung verlagert wurde. Dieses wurde von Bizzi und Kollegen in Experimenten an deafferenzierten Affen gezeigt, die auch nach der Läsion weiterhin in der Lage waren, Bewegungen zu einem Zielpunkt mit vergleichbarer Genauigkeit ausführen [7, 112, 113].

In weiteren Untersuchungen der EMG-Aktivität und der Muskelkräfte wurde gezeigt, dass entgegen ersten Annahmen nicht direkt der Gleichgewichtspunkt an der Zielposition vorgegeben wird, sondern dass der Gleichgewichtspunkt auf einer *virtuellen Trajek-*

torie von der Startposition zum Ziel verschoben wird [8]. Durch die reine Feedforward-Steuerung der Bewegung beim α -Modell wird durch eine kurze anfängliche Fixierung des Bewegungsapparates eine größere Spannung in den Muskeln erzeugt, als für die Bewegung nötig wäre. Nach dem Loslassen würde sich eine höhere Spannung der Muskeln in Form einer „überschwingenden“ Bewegung auswirken, was von Bizzi auch gezeigt werden konnte. Die graduelle Verschiebung des Gleichgewichtspunktes auf einer virtuellen Trajektorie wird auch durch Untersuchungen zur Repräsentation von Gleichgewichtspunkten im ZNS gestützt [41, 102]. Die Untersuchungen zeigten, dass nur eine begrenzte Anzahl von diskreten Gleichgewichtspunkten in Form von Potentialfeldern im ZNS gespeichert ist (vgl. Abs. 5.4) und dass sich Positionen dazwischen durch eine Kombination einzelner unterschiedlich stark erregter Felder erreichen lassen. Durch die graduelle Verlagerung der Erregung von einem Feld in ein anderes entsteht so eine Verschiebung des Gleichgewichtspunktes.

Der wesentliche Nachteil des α -Modells besteht in seiner reinen Feedforward-Steuerung. Kurze äußere Störungen haben zwar auf Grund der stabilisierenden Eigenschaften der Muskeln keinen wesentlichen Einfluss auf die Bewegung, konstant wirkende Kräfte, wie z.B. die Gewichtskraft eines unbekannten Objektes, können jedoch nicht erkannt und entsprechend nicht kompensiert werden und führen somit zu einer bleibenden Abweichung.

5.1.2 λ -Modell

Im Gegensatz zum α -Modell geht das λ -Modell davon aus, dass die indirekte, afferente Aktivierung der α -Motoneuronen durch die Muskelspindeln eine wesentliche Rolle bei der Bewegungskontrolle spielt [3, 30–32]. Wie bereits in den Abschnitten 4.2 und 4.3 beschrieben, können die Muskelspindeln durch efferente Aktivierung der γ -Motoneuronen vorgedehnt werden, wodurch sich die Reizschwelle der Muskelspindel verändert und der Muskel sich auf die gewünschte Muskellänge λ kontrahiert. Wie der Name schon verrät, stellt die durch die Reizschwelle vorgegebene Muskellänge λ die entscheidende Zustandsvariable im λ -Modell dar.

Allerdings werden die Länge und Spannung des Muskels nicht allein über die afferente Auslösung des Dehnungsreflexes bestimmt, wie in der *Servohypothese* (oder auch γ -Modell) von Merton beschrieben [89], da die Stärke der Feedback-Regelung über die Muskelspindeln allein nicht ausreicht [86]. Dennoch wird das λ -Modell oft als reine Folgeregelung umgesetzt [63], wodurch sich in verschiedenen Fällen wesentliche Unterschiede zu realen Bewegung ergeben. Diese Unterschiede wurden oft als Argumente gegen

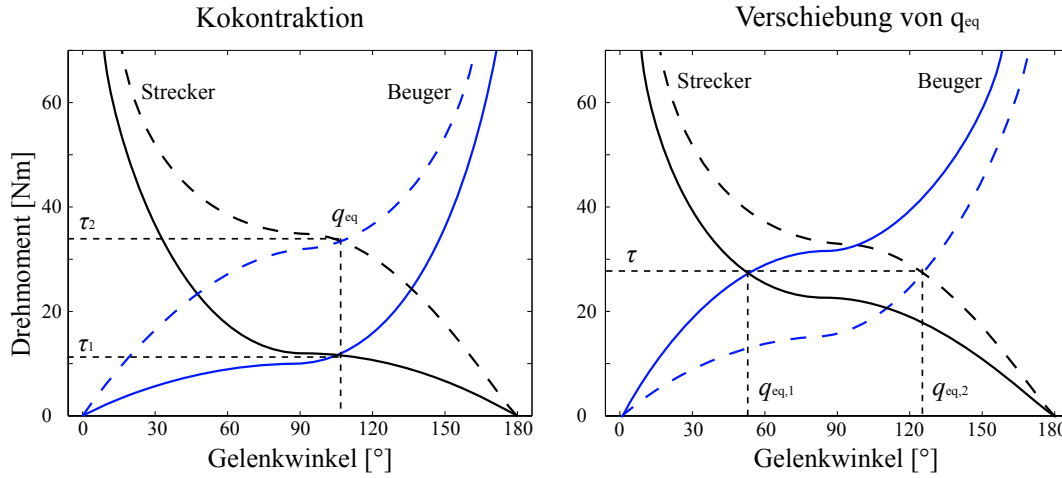


Abbildung 5.2: Der Gleichgewichtspunkt befindet sich an dem Punkt, an dem sich die Kräfte, beschrieben durch die Kraft-Längen-Beziehung der Muskeln (vgl. Abs. 4.1.2), gegenseitig aufheben. **Links:** Durch Kokontraktion gegenüberliegender Muskelgruppen wird die Spannung der Muskeln erhöht, ohne den Gleichgewichtspunkt zu ändern. **Rechts:** Verschiebung der Gleichgewichtsposition

die Gleichgewichtspunkttheorie herangezogen, ohne zu berücksichtigen, dass nur ein Teilaspekt der Gleichgewichtspunkttheorie betrachtet wird (s. u.).

Der zweite, wichtige Aspekt des λ -Modells, der wie oben angesprochen oft vernachlässigt wird, ist die Berücksichtigung der Kraft-Längen-Beziehung des Muskels (vgl. Abs. 4.1.2). Es konnte gezeigt werden, dass durch die Vorgabe des Schwellwertes λ nicht nur die Länge des Muskels festgelegt wird, sondern vielmehr ein festes Verhältnis von Muskellänge und Muskelkraft definiert wird [86]. Auf Grund der Kraft-Längen-Beziehung des Muskels ergibt sich durch die Veränderung der Muskellänge entsprechend Abschnitt 4.1.2 eine neue Kraft. Durch eine von λ abhängige Beeinflussung der Muskelkraft wird erreicht, dass je nach Muskellänge eine vordefinierte Kraft aufgebracht wird. Das Verhalten eines Muskels im λ -Modell kann so als eine Feder mit variabler Kennlinie beschrieben werden, deren Ruhelage durch λ definiert wird (Abb. 5.2).

5.1.3 Hybridmodelle

Um die Nachteile einer reinen Feedforward-Steuerung des α -Modells und einer Feedback-Regelung wie im λ -Modell zu umgehen, wurden von verschiedenen Seiten Hybridmodelle

vorgeschlagen [46, 63, 87]. Bei diesen Modellen werden die α -Motoneuronen durch ein zentral generiertes Signal aktiviert und ihre Aktivität im Laufe der Bewegung durch Positions- und Geschwindigkeitsfeedback modifiziert. Die α -Komponente dieser Modelle basiert auf Schätzungen der benötigten dynamischen Kräfte, welche in den meisten Fällen mit Hilfe eines internen Modells der Dynamik des Bewegungsapparates ermittelt werden. Die λ -Komponente stellt entsprechend den Feedback-Anteil des eben Beschriebenen λ -Modells dar. Zu betonen ist dabei allerdings, dass die von λ abhängige Anpassung der Muskelkraft nicht berücksichtigt wird. Ob oder wie weit sie in der α -Komponente enthalten ist, wird nicht näher ausgeführt.

Als weitere Ergänzung wird nicht nur die gewünschte Muskellänge λ vorgegeben, sondern auch die Kontraktionsgeschwindigkeit $\dot{\lambda}$ des Muskels, wodurch ein wesentlich besseres Regelungsverhalten zu erwarten ist. Durch das interne Dynamikmodell kann das Signal der Feedforward-Steuerung so gewählt werden, dass die Bewegung des Systems der durch λ und $\dot{\lambda}$ vorgegebenen Trajektorie entspricht. Umgekehrt können natürlich auch für beliebige Signale der Feedforward-Steuerung die zu erwartenden Bewegungen ermittelt werden (vgl. Abs. 3.3.1). Bei einem idealen Dynamikmodell sollten sich in beiden Fällen nur dann Abweichungen ergeben, wenn eine äußere Störung vorliegt. Dieses von Holst und Mittelstaedt schon 1950 vorgestellte Reafferenzprinzip ermöglicht so nicht nur zwischen selbsterzeugten und fremderregten Bewegungen zu unterscheiden, sondern auch Abweichungen vom gelernten Dynamikmodell festzustellen [91, 158].

5.2 Kritik an der Gleichgewichtspunkttheorie

Betrachtet man die Komplexität des zentralen Nervensystems und des Bewegungsapparates, ist es nicht verwunderlich, dass eine Theorie der Bewegungssteuerung, die komplexe Bewegungen durch wenige, im Extremfall sogar nur einen Parameter beschreiben will, in vielen Punkten auf Kritik stößt. Die Gleichgewichtspunkttheorie wird durch den auch hier verwendeten Vergleich des Muskel-Sehnen-Systems mit verspannten Federn und die Reduzierung der Führungsgrößen auf wenige *kinematische* Größen für zu einfach befunden. Obwohl anerkannt wird, dass sich der statische Zustand oder langsame Bewegungen eines Bewegungssystems durch ein solches „*Feder-Masse-Modell*“ erklären lassen, wird die allgemeine Gültigkeit der Gleichgewichtspunkttheorie immer wieder angezweifelt.

Bereits zwischen den einzelnen Modellen der Gleichgewichtspunkttheorie existiert ein scheinbarer Widerspruch. Während im λ -Modell die neuronalen Reflexe das zentrale Element der Bewegungssteuerung darstellen, wird im α -Modell gezeigt, dass die Reflexe überhaupt nicht benötigt zu werden scheinen. Dieser vermeintliche Widerspruch lässt

sich jedoch relativ einfach erklären. Wie in dem Hybridmodell beschrieben, ist auch in einem gesunden Nervensystem davon auszugehen, dass Bewegungen sowohl über die direkte Aktivierung der α -Motoneurone als auch über die Reflexe beeinflusst werden können. Neben einem besseren Ergebnis bei der Bewegungssteuerung (s. u.) hat solch ein redundantes System den Vorteil, dass es auch bei Ausfall eines Teilsystems funktioniert. Entsprechend stellen das α -Modell und das ursprüngliche λ -Modell nur jeweils Teilaspekte der Gleichgewichtspunkttheorie dar. Nichtsdestoweniger zeigt das α -Modell deutlich die stabilisierende Wirkung der intrinsischen, elastischen Eigenschaften der Muskeln auf.

Die Reduzierung der Gleichgewichtspunkttheorie auf Teilaspekte oder auf vereinfachte Versionen der Theorie ist auch die Ursache für viele der anderen immer noch kontrovers diskutierten Kritikpunkte. In verschiedenen Arbeiten werden Ergebnisse von Bewegungsstudien vorgestellt, die im Widerspruch zu der Gleichgewichtspunkttheorie zu stehen scheinen.

Einer der wichtigsten Kritikpunkte bezieht sich auf die Verletzung der Äquifinalität [53, 76]. Nach der angeblichen Aussage der Gleichgewichtspunkttheorie sollen Kräfte, die nur während der Bewegung auftreten, keinen Einfluss auf die Endposition der Bewegung haben. Jedoch bezieht sich diese Aussage nur auf eine vereinfachte Version der Gleichgewichtspunkttheorie. Obwohl in verschiedenen Arbeiten von Feldman und Bizzi die Endposition durch temporale Störungen nicht beeinflusst wurde [7, 30], steht die Verletzung der Äquifinalität im Prinzip nicht in Widerspruch zu der Gleichgewichtspunkttheorie und wird in einigen Fällen sogar von ihr vorhergesagt [31, 45, 79].

Ein anderer Kritikpunkt ist, wie schon angesprochen, dass sich zwar langsame Bewegungen gut mit der Gleichgewichtspunkttheorie erklären lassen, dass schnelle Bewegungen aber in verschiedenen Fällen Muskelsteifigkeiten erfordern, die nicht mit den gemessenen oder sogar mit den physiologischen möglichen Werten übereinstimmen. Darüber hinaus würden sehr komplexe Trajektorien benötigt werden, um mit einem solchen elastischen Antriebssystem schnelle Bewegungen auszuführen [42, 44]. Der wesentliche Irrtum besteht hier darin, dass der Vergleich des Muskel-Sehnen-Systems mit einem Feder-Masse-System oft zu wörtlich aufgefasst wird. Entsprechend lassen sich auch hier die Unterschiede zwischen den Modellvorhersagen und den physiologischen Daten auf die vereinfachten Modelle zurückführen, die verwendet wurden [46].

Neben der Verwendung zu stark vereinfachter Modellen ist ein häufiger Irrtum, der in vielen Arbeiten, welche versuchen die Gleichgewichtspunkttheorie zu widerlegen, gemacht wird, dass die Gleichgewichtspunkttheorie als starre Theorie aufgefasst wird. Die Gleichgewichtspunkttheorie stellt jedoch vielmehr einen Rahmen bereit, in dem verschiedene Regelungs- und Steuerungskonzepte einheitlich integriert werden können, und so eine allgemeine Beschreibung des Bewegungssystems ermöglicht.

5.3 Mathematische Betrachtung

5.3.1 Definition des Gleichgewichtspunktes

Der Gleichgewichtspunkt beschreibt den Zustand eines Systems, an dem alle angreifenden Kräfte sich gegenseitig aufheben und das System in Ruhe ist. Für ein System mit der Dynamik in der allgemeinen Form

$$\dot{x} = h(x, u), \quad (5.1)$$

wobei die zeitabhängigen Variablen x und u für den Zustand des Systems und die Steuervariable stehen, ist die Bedingung für einen Gleichgewichtspunkt \hat{x} erfüllt, wenn

$$0 = h(\hat{x}, u) \quad \text{für alle } t \geq t_0. \quad (5.2)$$

Für ein mechanisches System wie einen entsprechend modellierten menschlichen Arm oder einen Roboter, ergibt sich für den Systemzustand $x = [\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}]$ mit den beiden Vektoren \mathbf{q} und $\dot{\mathbf{q}}$ für Position und Geschwindigkeit der einzelnen Gelenke (vgl. Abs. 2). Dieser Systemzustand ändert sich nur dann, wenn Kräfte auf das System wirken, was durch die allgemeine Bewegungsgleichung analog zu Gleichung (2.7) beschrieben werden kann:

$$\ddot{\mathbf{q}} = M(\mathbf{q})^{-1} \left[f_{akt}(\dot{\mathbf{q}}, \mathbf{q}, \mathbf{u}) - f_{int}(\dot{\mathbf{q}}, \mathbf{q}) + f_{ext} \right]. \quad (5.3)$$

M stellt die Trägheitsmatrix des Systems dar, f_{akt} fasst alle aktiv erzeugten Kräfte zusammen, die direkt von dem Steuersignal \mathbf{u} abhängen (z. B. die von den Muskeln erzeugten Kräfte), und f_{int} alle internen Kräfte, die durch die aktuelle Stellung oder die eigene Bewegung auftreten (z. B. Coriolis- und Zentrifugalkräfte). Hinzu kommen auch Störkräfte f_{ext} , die von außen auf das System wirken und die Bewegung beeinflussen.

Unter der Annahme, dass keine externen Kräfte wirken ($f_{ext} = 0$), folgt daraus, dass sich das System in einem Gleichgewichtspunkt befindet, wenn die Differenz beider Kräfte f_{akt} und f_{int} null ergibt und alle aktuellen Geschwindigkeiten null sind ($\dot{\mathbf{q}} = 0$). Jede Position $\hat{\mathbf{q}}$, für die dies gilt, ist ein Gleichgewichtspunkt des Systems. Bereits bei einem einfachen System mit nur einem Gelenk und zwei Muskeln kann ein stabiler Gleichgewichtspunkt durch verschiedene Kombinationen von Steuersignalen erreicht werden. Die verschiedenen Kombinationen entsprechen dabei einer unterschiedlich starken Kokontraktion der Muskeln, wodurch die Steifigkeit des Gelenks eingestellt werden kann.

Um mit einem System wie dem aus Gleichung (5.3) eine stabile Bewegung ausführen zu können, sollte \mathbf{u} , also die Aktivierung der Muskeln, so gewählt werden, dass die von den

Kräften der Muskeln \mathbf{f}_{akt} erzeugte Bewegung der gewünschten Trajektorie $\mathbf{q}_d(t)$ folgt. Dies ist dann erreicht, wenn für die erzeugte Kraft

$$\mathbf{f}_{akt}(\dot{\mathbf{q}}, \mathbf{q}, \mathbf{u}) = \hat{\mathbf{f}}_{int}(\dot{\mathbf{q}}, \mathbf{q}) + \hat{\mathbf{M}}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}}_d(t) \quad (5.4)$$

erfüllt ist, wobei $\hat{\mathbf{f}}_{int}$ und $\hat{\mathbf{M}}$ die Schätzungen für den aktuellen Systemzustand darstellen.

Da die vom Muskel erzeugten Kräfte auch bei einfachen Steuersignalen, die nicht die Dynamik des Bewegungsapparates berücksichtigen, zu stabilen Bewegungen führen, lässt sich die Hypothese aufstellen, dass die Kombination der intrinsischen Eigenschaften der Muskeln im Bewegungsapparat und ihre Abhängigkeiten von \mathbf{q} und $\dot{\mathbf{q}}$ einen ähnlichen Einfluss auf die Regelung einer Bewegung haben wie eine Feedback-Linearisierung.

Auch wenn der Muskel-Sehnen-Apparat kein genaues Dynamikmodell des Bewegungsapparates darstellt, lässt sich vermuten, dass sich die Muskeln in ihrer Stärke und ihrer anatomischen Anordnung im Laufe der Evolution so weit angepasst haben, dass sie die rudimentären dynamischen Eigenschaften des Bewegungsapparates widerspiegeln.

Da es immer gewisse Ungenauigkeiten bei der Schätzung der Systemdynamik geben kann und auch äußere Störkräfte eine Bewegung beeinflussen können, ist es zweckmässig, diese Abweichungen zusätzlich auszuregeln, wie es auch durch die Reflexe passiert:

$$\tilde{\mathbf{u}} = \mathbf{u} + K_d(\dot{\mathbf{q}}_d - \dot{\mathbf{q}}) + K_p(\mathbf{q}_d - \mathbf{q}). \quad (5.5)$$

5.3.2 Regelungstechnische Aspekte

Eine regelungstechnische Beschreibung der verschiedenen Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie bringt wesentliche Vorteile mit sich. Zum einen wird die Rolle der einzelnen Variablen an der Bewegungssteuerung erkennbar und zum anderen lassen sich im direkten Vergleich deutlich die Unterschiede der Modelle (Abb. 5.3) zeigen und Vorhersagen über das Verhalten des Bewegungssystems machen. Darüber hinaus können auch Widersprüche in den Modellen besser erkannt und analysiert werden.

α -Modell

Wie schon beschrieben entspricht das α -Modell einer reinen Feedforward-Steuerung (Abb. 5.3 A). Das Steuersignal α beschreibt dabei den Vektor der durch das ZNS vorgegebenen Muskelaktivierungen, welche in den Muskeln eine Kraft in Abhängigkeit von der aktuellen Muskellänge und Kontraktionsgeschwindigkeit erzeugen (vgl. Abs. 4.1.2).

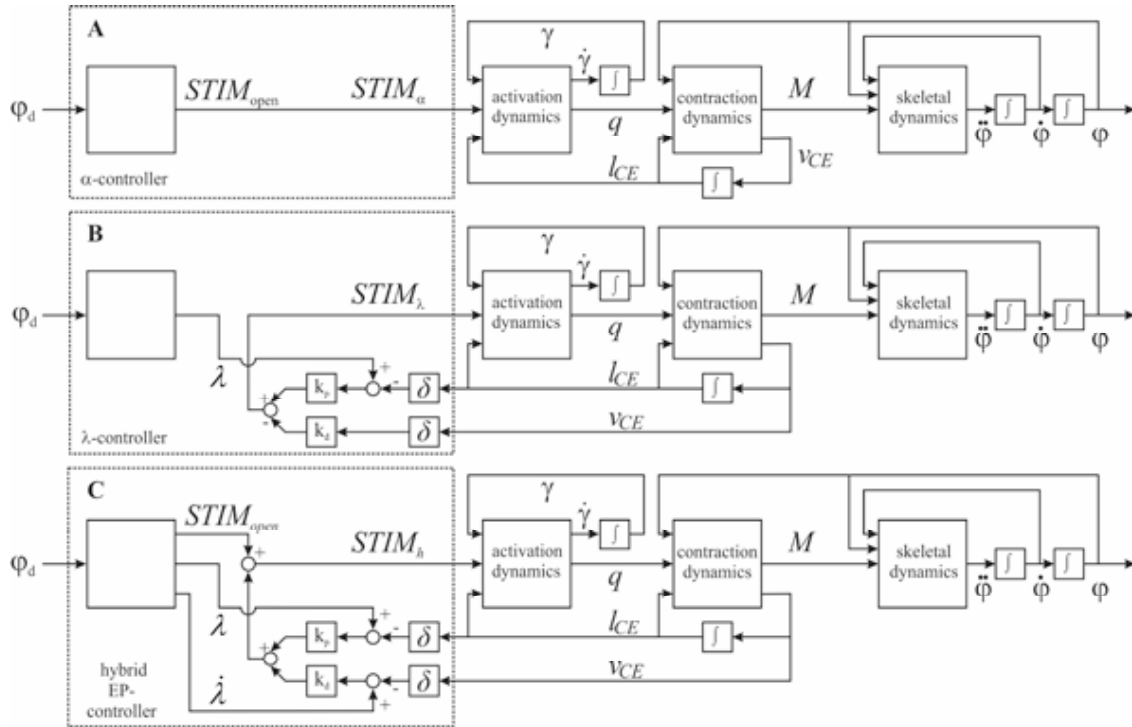


Abbildung 5.3: Darstellung der verschiedenen Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie [63]. **A:** Das α -Modell entspricht einer reinen Steuerung, bei der die Muskelaktivierungen $STIM_{\alpha}$ direkt vom zentralen Nervensystem vorgegeben werden. **B:** Das λ -Modell wird oft als reine Folgeregelung dargestellt, bei der die Muskelaktivierung $STIM_{\lambda}$ durch den Vergleich der aktuellen Muskellänge l_{CE} mit dem Sollwert λ bestimmt wird. **C:** In den Hybridmodellen werden Aspekte der Vorsteuerung und der Regelung kombiniert. Zusätzlich zu einer Regelung der Muskellänge wird die Kontraktionsgeschwindigkeit geregelt.

Auf Grund der stabilisierenden Eigenschaften der Muskeln (s. u.) stellt sich für jede beliebige Kombination von Muskelaktivierungen ein stabiler Gleichgewichtspunkt ein, der entsprechend Abbildung 5.2 durch die sich gegenseitig ausgleichenden Kräfte der Muskeln definiert ist.

Auf diese Weise können auch ohne ein internes Dynamikmodell durch die Veränderung der Muskelaktivierung weiche und natürliche Bewegungen ausgeführt werden. Jedoch erfolgt die Bewegung bei einer einfachen Verschiebung des Gleichgewichtspunktes nur sehr langsam [63]. Das Ausführen schnellerer Bewegungen kann z.B. durch eine verstärkte Aktivierung der Muskeln erfolgen, wobei diese Methode jedoch durch die maximale Aktivierung der Muskeln begrenzt wird und auch energetisch ungünstig ist. Eine weitere Möglichkeit bietet die Anpassung der Muskelaktivierungen mit Hilfe von internen Dynamikmodellen. Durch die Einbeziehung der Dynamik des Systems ergibt sich eine klassische Vorsteuerung, bei der für eine gewünschte Trajektorie die benötigten Kräfte berechnet werden.

Servohypothese (γ -Modell)

Komplett ohne einen Feedforward-Anteil kommt das γ -Modell aus (Abb. 5.3 B). Bei dieser reinen Folgeregelung wird die Solllänge der Muskeln und damit die Position der Gliedmaßen über die Reizschwelle der Muskelspindel eingestellt (vgl. Abs. 4.2.1). Während die Muskellänge auf den durch die Reizschwelle vorgegebenen Wert geregelt wird, wird die Geschwindigkeit auf Null geregelt, was, wie in Abschnitt 3.2.1 beschrieben, eine zusätzliche stabilisierende Wirkung mit sich bringt.

Durch die Rückkopplung des Positionsfehlers und der Geschwindigkeit werden die Muskelaktivierungen dynamisch angepasst, so dass sich die gewünschte Position einstellt. Durch eine entsprechende Anpassung der proportionalen und differentialen Regleranteile (k_P und k_D) kann die maximal mögliche Aktivierung der Muskeln ausgenutzt werden, so dass es nicht verwunderlich ist, dass schnellere Bewegungen möglich sind als bei einer einfachen Verschiebung des Gleichgewichtspunktes im α -Modell.

λ -Modell

Während in vielen Umsetzungen des λ -Modells nur die Feedback-Regelung der Muskellänge berücksichtigt wird, sieht das vollständige λ -Modell auch eine Vorsteuerung zur Anpassung der Muskelspannung vor (Abb. 5.3 C). Wie in Abschnitt 5.1.2 beschrieben wird durch die Vorgabe des Schwellwertes λ neben der Solllänge des Muskels ein festes

Verhältnis von Ruhelänge zu Muskelkraft vorgegeben. Mit Hilfe einer internen Repräsentation der Muskeldynamik (vgl. Abs. 4.1.2) können in Abhängigkeit von λ die benötigten Aktivierungen des Muskels berechnet werden, um die Kraft des Muskels anzupassen.

Der wesentliche Effekt dieser Vorsteuerung ist es, dass abhängig von der Sollposition des Bewegungsapparates die Kraft des Muskels angepasst werden kann, wodurch Bewegungen schneller und stabiler ausgeführt werden können.

Hybridmodell

Die verschiedenen Hybridmodelle, die in der Literatur vorgestellt werden [46, 63, 87], erweitern in der Regel das als reine Folgeregelung implementierte λ -Modell, ohne zu berücksichtigen, dass das eigentliche λ -Modell bereits selbst eine Erweiterung der Folgeregelung darstellt. Neben verschiedenen Arten von Vorsteuerungen, bei denen die erwarteten Kräfte oder Geschwindigkeiten mittels interner Dynamikmodelle berechnet werden, können auch die Sollgeschwindigkeiten der vorgegebenen Trajektorie berücksichtigt werden.

In verschiedenen Arbeiten wurde gezeigt, dass Bewegungen, die durch ein Hybridmodell erzeugt wurden, schneller und stabiler ablaufen als bei der Steuerung bzw. Regelung mittels α -Modell oder dem vereinfachten λ -Modell [46, 63]. Es wurde dabei jedoch weder die Tatsache berücksichtigt, dass eine adäquate Vorsteuerung in der Regel immer ein besseres Systemverhalten bewirkt, noch die Möglichkeit in Betracht gezogen, dass optimale Bewegungen durch eine reine Feedforward-Steuerung durchführbar sind.

5.4 Beschreibung der Potentialfelder

Durch die Vorgabe eines Gleichgewichtspunktes wird in den Muskeln eine von der Stellung und der momentanen Geschwindigkeit des Bewegungsapparates bzw. der Länge und Kontraktionsgeschwindigkeit der Muskeln abhängige Kraft erzeugt, die den Endeffektor, z. B. die Hand, in Richtung des Gleichgewichtspunktes bewegt.

In Experimenten an Fröschen konnte gezeigt werden, dass im Rückenmark eine kleine Anzahl diskreter Bereiche existiert, die genau solche Gleichgewichtspunkte repräsentieren [9, 41, 101, 102]. Eine Stimulation dieser Bereiche, welche für die Bewegung des Beines verantwortlich sind, führt zu einer fest vorgegebenen Kombination von Muskelaktivierungen, die das Bein in Richtung des Gleichgewichtspunktes bewegen. Auf Grund der Abhängigkeit der Muskelkraft von Länge und Kontraktionsgeschwindigkeit des Muskels ergaben sich, je nach Ausgangsposition des Beins, unterschiedlich große Kräfte. In mehreren Versuchen wurden die Größe und Richtung der Kräfte in Abhängigkeit von

der Stellung des Beins gemessen. Das Ergebnis war ein konzentrisches Vektorfeld mit dem Gleichgewichtspunkt im Zentrum [41] wie es auch in Abbildung 5.4 (oben) aus den Berechnungen für ein Modell eines zweigelenkigen menschlichen Arms zu erkennen ist (Parameter des Arms siehe Abs. 6.1).

5.4.1 Potentielle Energie

Durch den Vergleich des Muskels mit einer Feder lässt sich eine Ablenkung des Bewegungsapparates vom Gleichgewichtspunkt mit dem Spannen einer bzw. mehrerer Federn gleichsetzen. Je weiter der Bewegungsapparat von seiner Ruhelage abgelenkt wird, desto größer ist die Kraft, die die Federn (bzw. Muskeln) in Richtung des Gleichgewichtspunktes erzeugen, und umso größer ist auch die potentielle Energie, die in den Federn gespeichert ist (Abb. 5.4, unten).

Die Berechnung der potentiellen Energie P_E in einem Roboter mit elastischen Gelenken lässt sich über die allgemeine Form

$$P_E(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}) = \int_{\boldsymbol{\theta}}^{\mathbf{q}} E_S \cdot (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \hat{\mathbf{q}}) \cdot d\hat{\mathbf{q}} = E_S \left[\hat{\boldsymbol{\theta}} \hat{\mathbf{q}} - \frac{1}{2} \hat{\mathbf{q}}^2 \right]_{\boldsymbol{\theta}}^{\mathbf{q}} \quad (5.6)$$

beschreiben, die sich analog zu Abschnitt 2 auch in vereinfachter Form als

$$P_E(\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2} E_S \cdot (\boldsymbol{\theta} - \mathbf{q})^2 \quad (5.7)$$

darstellen lässt.

Während die Elastizität E_S in den Gelenken in erster Näherung als konstant angenommen werden kann, ist die Kraft der Muskeln jedoch von der Länge des Muskels, seiner Kontraktionsgeschwindigkeit und seiner Aktivierung abhängig. Unter Verwendung von Gleichung (4.20) lässt sich die im Muskel gespeicherte, potentielle Energie $P_{E,Muskel}$ über die Gleichung

$$P_{E,Muskel}(\mathbf{q}, \boldsymbol{\lambda}, \dot{\boldsymbol{\lambda}}, \mathbf{a}) = \int_{\boldsymbol{\theta}}^{\mathbf{q}} -J_{\boldsymbol{\lambda}}^T(\hat{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\lambda}) \cdot \mathbf{f}_M(\mathbf{a}, \boldsymbol{\lambda}, \dot{\boldsymbol{\lambda}}) \cdot d\hat{\mathbf{q}} \quad (5.8)$$

beschreiben. Die Kraft, die auf den Endeffektor in Richtung des Gleichgewichtspunktes wirkt, lässt sich entsprechend als negativer Gradient der im Muskel gespeicherten Energie

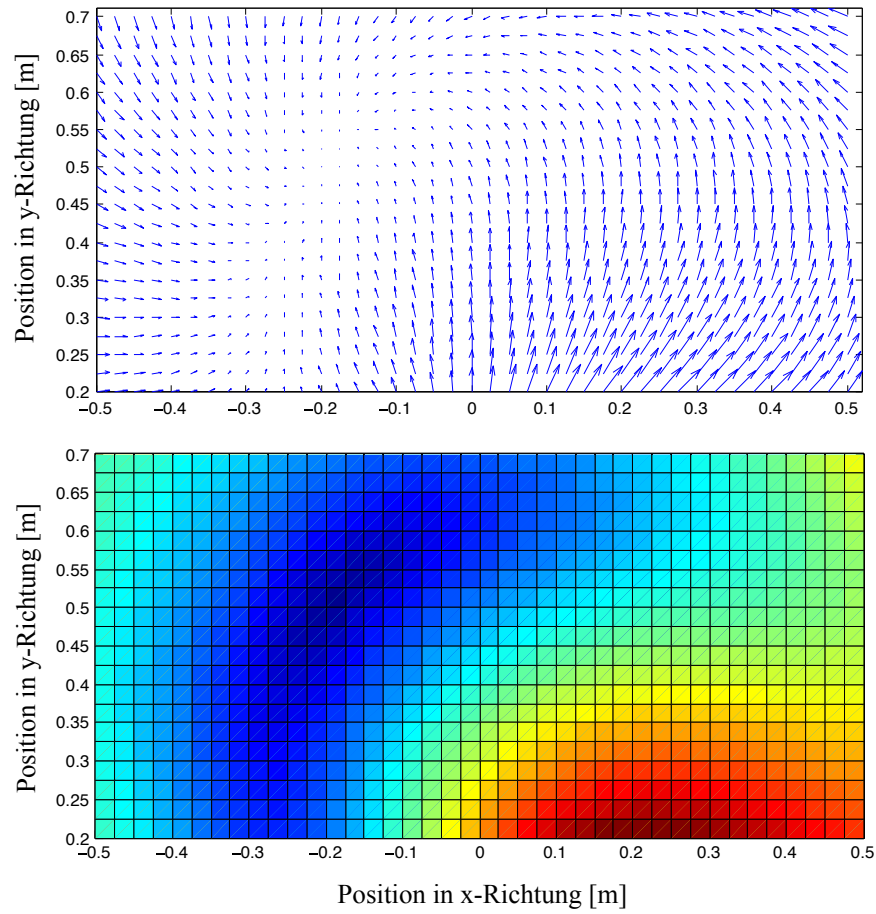


Abbildung 5.4: Vorgabe eines Gleichgewichtspunktes an den Koordinaten $(-0.2/0.5)$. **Oben:** Darstellung der auf den Endeffektor in Richtung des Gleichgewichtspunktes wirkenden Kräfte an diskreten Punkten im kartesischen Raum. **Unten:** Darstellung der in den Muskeln gespeicherten Energie als Potentialfeld.

darstellen:

$$\mathbf{f}_{End} = -\nabla P_{E,Muskel} = -\frac{\partial P_{E,Muskel}}{\partial x \partial y}, \quad (5.9)$$

welcher der Ableitung der potentiellen Energie nach der x - und y -Positionen des Endeffektors entspricht (Abb. 5.4 oben).

Außer vom aktuellen Systemzustand, beschrieben durch λ und $\dot{\lambda}$, ist die potentielle Energie der Muskeln, wie schon angesprochen, auch von der Aktivierung der Muskeln abhän-

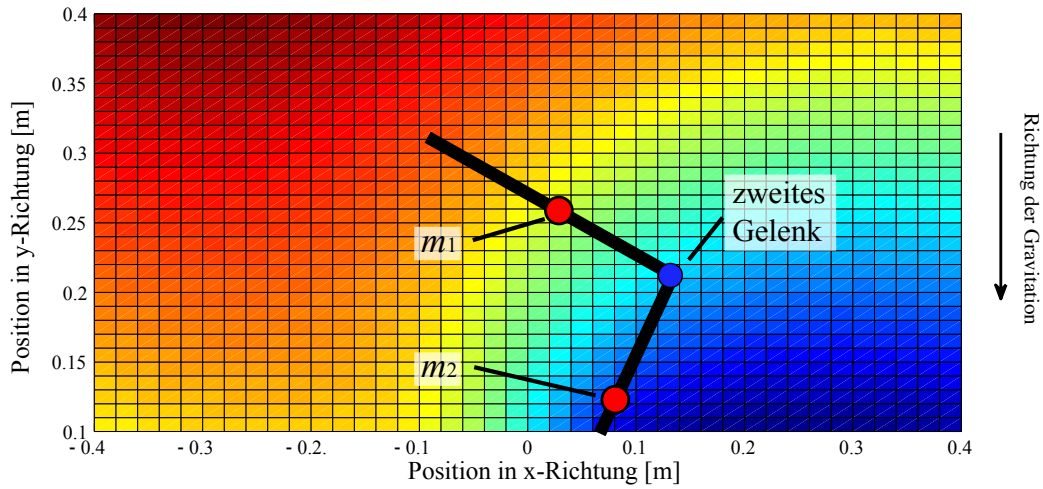


Abbildung 5.5: Potentielle Energie eines zweigelenkigen Arms im Gravitationsfeld mit schematischer Darstellung des Arms und der Schwerpunkte m_1 und m_2 . Die Basis des Arms und damit auch das erste Gelenk befinden sich an den Koordinaten (0/0) außerhalb des dargestellten Bereichs.

gig. Werden die Aktivierungen der Agonisten und Antagonisten um den gleichen Faktor verstärkt, erhöht sich die Spannung der gegenüberliegenden Muskeln in gleicher Weise, so dass keine Bewegung erzeugt wird. Die Erhöhung der Spannung wird im Potentialfeld durch eine höherer Steigung deutlich.

Potentielle Energie im Gravitationsfeld

Analog zu der durch die Anspannung im Muskel gespeicherten Energie lässt sich auch die potentielle Energie des Bewegungsapparates im Gravitationsfeld entsprechend Formel darstellen (Abb. 5.5):

$$P_G(\mathbf{q}) = \sum m_i \mathbf{g} h_i(\mathbf{q}), \quad (5.10)$$

wobei m_i die Masse des i -ten Armgliedes darstellt, \mathbf{g} den Gravitationsvektor und h_i den Abstand des Massenschwerpunktes des i -ten Armgliedes in Abhängigkeit des Positionsvektors \mathbf{q} , ausgehend von der Basis des Systems, z. B. der Schulter.

Analog zu Gleichung (5.9) lassen sich damit die Kräfte ausrechnen, die an den einzelnen Orten auf den Endeffektor wirken.

5.4.2 Kinetische Energie

Neben den statischen Eigenschaften eines System lassen sich auch einige Aspekte der kinetischen Energie $K(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ (vgl. Gl. 2.4) als Energiefeld in Abhängigkeit von den Gelenkwinkeln \mathbf{q} , welche sich über die direkte Kinematik des Arms in die Position des Endeffektors umrechnen lassen, und von den Winkelgeschwindigkeiten $\dot{\mathbf{q}}$ darstellen (Abb. 5.6). Durch Ableitung der für eine definierte Winkelgeschwindigkeit berechneten kinetischen Energie nach der x - und y -Position des Endeffektors ergibt sich die Zentrifugalkraft, die auf den Endeffektor wirkt (Abb. 5.6, rechts).

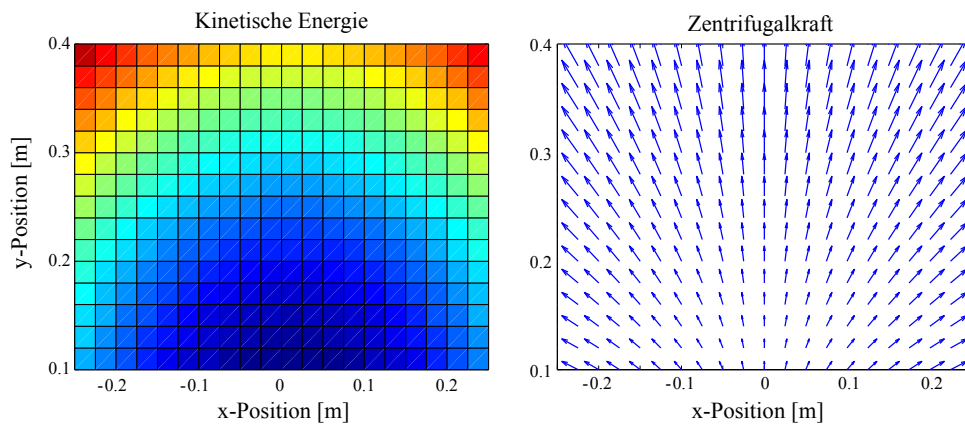


Abbildung 5.6: **Links:** Kinetische Energie eines zweigelenkigen Arms bei einer gegebenen Winkelgeschwindigkeit des ersten Gelenks \dot{q}_1 und verschiedenen Stellungen des Manipulators. **Rechts:** Durch Ableitung nach der Position des Endeffektors ergeben sich aus der kinetischen Energie die Zentrifugalkräfte, die auf den Endeffektor wirken.

5.5 Erweiterte Kombination von Potentialfeldern

Ausgehend von den Arbeiten von Mussa-Ivaldi und Kollegen [41, 102] (s. o.) lässt sich eine Methode entwickeln, bei der durch die Kombination verschiedener Potentialfelder ein stabiler Gleichgewichtspunkt erzeugt werden kann. Mussa-Ivaldi und Kollegen konnten zeigen, dass durch die gleichzeitige Stimulation unterschiedlicher Bereiche im Rückenmark eines Frosches ein Gleichgewichtspunkt vorgegeben wird, der durch die Summe der Kräfte definiert ist, die in beiden Rückenmarksbereichen erzeugt werden. Entsprechend kann das den Gleichgewichtspunkt definierende Potentialfeld als die Summe beider Ausgangsfelder beschrieben werden.

Da das Verhältnis der Muskelkontraktionen für jeden Rückenmarksbereich fest vorgegeben ist, bewirkt die Veränderung der Simulationsstärke in einem dieser Bereiche, wie eben angesprochen, eine Kokontraktion der Muskeln, da alle Muskelaktivierungen um den gleichen Faktor verstärkt werden. Durch eine unterschiedlich starke Stimulation ($STIM_1$ bis $STIM_n$) mehrerer Bereiche wird ein neues Verhältnis von Muskelkontraktionen a_{neu} vorgegeben, welches sich aus der Summe der gewichteten Einzelverhältnisse zusammensetzt:

$$\mathbf{a}_{neu} = STIM_1 \mathbf{a}_1 + \cdots + STIM_n \mathbf{a}_n . \quad (5.11)$$

Der neue Gleichgewichtspunkt $\mathbf{q}_{eq,neu}$ des Systems, der durch die so entstandene Aktivierung \mathbf{a}_{neu} definiert wird, entspricht dabei der gewichteten Summe der Gleichgewichtspunkte, die durch die einzelnen Bereiche definiert werden:

$$\mathbf{q}_{eq,neu} = STIM_1 \mathbf{q}_{eq,1} + \cdots + STIM_n \mathbf{q}_{eq,n} . \quad (5.12)$$

Hierdurch können beliebige Gleichgewichtspunkte durch die kombinierte Aktivierung einer kleinen Anzahl von definierten, diskreten Rückenmarksbereichen erreicht werden.

5.5.1 Gravitationskompensation

Ohne den Einfluss von äußeren Kräften, z.B. der Gravitation, bewegt sich ein Arm durch die Vorgabe einer bestimmten Kombination von Muskelaktivitäten zu einem stabilen Gleichgewichtspunkt, da sich die Kräfte der beteiligten Muskeln in Abhängigkeit der aktuellen Position anpassen und sich im Gleichgewichtspunkt gegenseitig aufheben. Wirken zusätzlich noch weitere äußere Kräfte, ergibt sich ein neuer Gleichgewichtspunkt der auf Grund dieser ablenkenden Kräfte, z.B. der Gravitation, nicht mehr mit dem erwarteten Punkt übereinstimmt.

Um dennoch die gewünschte Position zu erreichen, müssen von den Muskeln zusätzlich Kräfte aufgebracht werden, welche die wirkenden Gravitationskräfte kompensieren. Während in der Robotik dieses Problem durch die Berechnung der in Abschnitt 2 beschriebenen Dynamikgleichungen in Form einer Vorsteuerung oder Feedback-Linearisierung gelöst werden kann (vgl. Abs. 3.2.2 und 3.3), kann unter Verwendung der hier beschriebenen Potentialfelder eine ständige Neuberechnung der Dynamik umgangen werden. Das in Abbildung 5.5 dargestellte Potentialfeld stellt dabei nichts anderes dar als eine andere Beschreibungsform der Dynamikgleichungen. Es gibt dabei verschiedene Möglichkeiten, in welcher Form ein Potentialfeld gespeichert werden kann.

Da die potentielle Energie sich aus der Differenz der potentiellen Energie im Gravitationsfeld und der elastischen Energie in den Muskeln zusammensetzt (Gl. 2.8), ergibt sich

der neue Gleichgewichtspunkt dann, wenn die in den Muskeln gespeicherte Energie der potentiellen Energie im Gravitationsfeld entspricht. Es gibt demzufolge zwei Möglichkeiten, wie ein Gleichgewichtspunkt erreicht werden kann.

- Die erste Möglichkeit wäre eine Speicherung der Verhältnisse der Muskelaktivierungen, die in jeder Gelenkwinkelkombination nötig sind, um in den Muskeln eine Spannungsenergie aufzubauen, welche der Energie im Gravitationsfeld entspricht (Abb. 5.5). Durch Kombination dieses Kennfeldes mit den konstanten Muskelaktivierungen, die einen Gleichgewichtspunkt bestimmen, können so die nötigen Ausgleichskräfte erzeugt werden, um den Gleichgewichtspunkt zu erreichen. Die Werte einer solchen Look-up-Tabelle könnten sowohl für eine Vorsteuerung als auch für eine Feedback-Linearisierung genutzt werden. Der Nachteil dieser Brute-Force-Methode ist allerdings, dass zum einen, anders als bei der einfachen Verschiebung des Gleichgewichtspunktes, für jeden Punkt eine andere Aktivierung der Muskeln vorgegeben werden muss und zum anderen die Dimension der Look-up-Tabelle mit der Anzahl der Freiheitsgrade steigt.
- Eine zweite Möglichkeit wäre es, einen *virtuellen* Gleichgewichtspunkt vorzugeben, der so weit von dem Zielpunkt abweicht, dass die Kräfte, die in den Muskeln durch die Abweichung vom virtuellen Gleichgewichtspunkt entstehen, den Gravitationskräften entgegenwirken (Abb. 5.7). Indem in der Look-up-Tabelle, die das Gravitationspotential widerspiegelt, nicht mehr die Aktivierungen selber, sondern ein neuer Gleichgewichtspunkt angegeben wird, ist die Größe nicht mehr von der Anzahl der Freiheitsgrade abhängig. Ein weiterer Vorteil dieser Methode ist, dass keine schwankenden Muskelaktivitäten vorgegeben werden, sondern dass die nötigen Muskelaktivitäten implizit durch die Vorgabe der virtuellen Trajektorie definiert werden.

5.5.2 Ergänzung der Potentialfelder durch kinetische Energie

Während es sich bei den oben genannten Potentialfeldern um eine Repräsentation der statischen Zustände des Systems handelt, lässt sich die kinetische Energie nur in Abhängigkeit von der aktuellen Geschwindigkeit ermitteln. Obwohl es im zentralen Nervensystem keine eindeutigen Hinweise auf eine Repräsentation der kinetischen Energie wie im Fall der Potentialfelder (s. o.) gibt, existieren Neuronen, die speziell auf die Geschwindigkeit der Gliedmaßen reagieren.

Wie in Abschnitt 5.4.2 beschrieben, lassen sich einige Aspekte der kinetischen Energie für definierte Geschwindigkeiten als Vektorfeld bzw. als Potentialfeld darstellen. Wird die

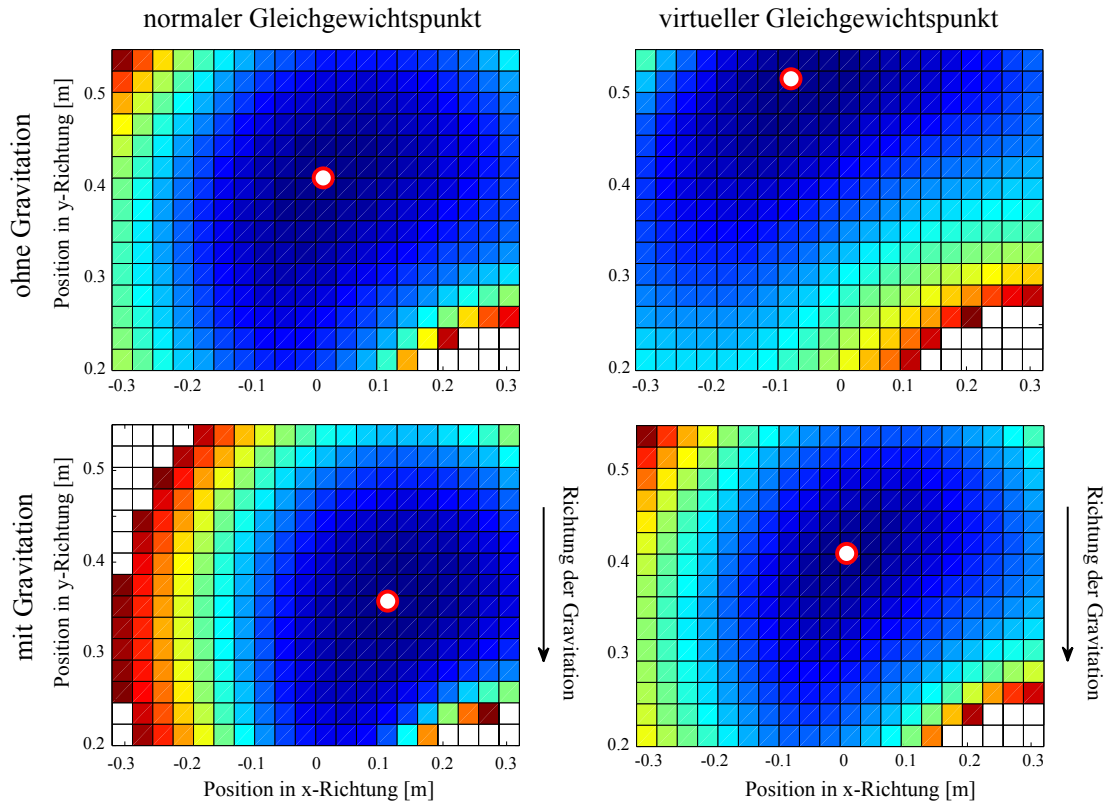


Abbildung 5.7: Bestimmung eines virtuellen Gleichgewichtspunktes unter Einbeziehung der potentiellen Energie im Gravitationsfeld. Der Punkt markiert die Ruhelage des Endeffektors. **Links:** Die ursprünglichen Muskelspannungen ergeben auf Grund der Gewichtskräfte eine vom Zielpunkt p (oben) abweichende Position p' (unten). **Rechts:** Durch die Vorgabe eines virtuellen Gleichgewichtspunktes (oben) lässt sich der Zielpunkt auch unter Einwirkung einer dauerhaft wirkenden Gewichtskraft erreichen.

kinetische Energie für verschiedene Geschwindigkeiten und für verschiedene Positionen in einem mehrdimensionalen Kennfeld gespeichert, ließe sie sich so unter Berücksichtigung der aktuellen Geschwindigkeit direkt ablesen.

Mit den gleichen Methoden wie im vorigen Abschnitt können so die Effekte der Zentrifugalkraft berücksichtigt werden, um entweder eine Anpassung der Muskelaktivitäten an die bei einer gegebenen Geschwindigkeit wirkenden Kräfte zu kompensieren oder durch die Wahl eines virtuellen Gleichgewichtspunktes Kräfte aufzubringen, die z. B. den Zentrifugalkräften entgegnen (Abb. 5.8).

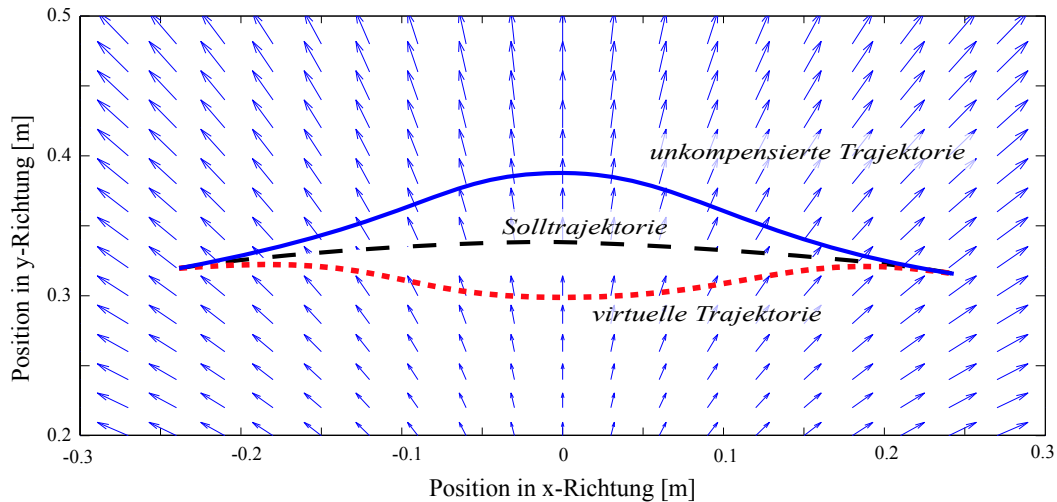


Abbildung 5.8: Auf Grund der Zentrifugalkraft stimmt die ausgeführte Trajektorie (durchgezogen) nicht mehr mit der Solltrajektorie (gestrichelt) überein. Durch Vorgabe einer virtuellen Trajektorie (gepunktet) werden die Fliehkräfte kompensiert und die gewünschte Trajektorie abgefahren.

5.5.3 Lernen von neuen dynamischen Eigenschaften

Es gibt mehrere Möglichkeiten neue dynamische Eigenschaften zu lernen. In der Robotik besteht eine Möglichkeit darin, die Parameter der Dynamikgleichungen, welche physikalische Größen beschreiben, anzupassen und zu optimieren, so dass das Dynamikmodell möglichst gut mit dem realen Roboterverhalten übereinstimmt. Auch die Verwendung und Anpassung von Kennfeldern ist, wie beschrieben, ebenfalls eine Möglichkeit, die auch in der Robotik eingesetzt wird.

Unter der Annahme, dass die Muskeln bereits eine linearisierende Wirkung auf den Bewegungsapparat haben, besteht die Aufgabe der Potentialfelder in dem hier vorgestellten Ansatz darin, die Unterschiede zwischen dem rudimentären Dynamikmodell, welches der Muskel-Sehnen-Apparat beschreibt, und den realen dynamischen Eigenschaften auszugleichen. Da die Eigenschaften der Muskeln sich nicht verändern können¹, bleibt dem zentralen Nervensystem nur die Möglichkeit, die Unterschiede durch eine veränderte Muskelaktivierung zu erreichen. Dabei ist der entscheidende Punkt, dass über die Veränderung der Muskelaktivität nur kleine, lokale Abweichungen ausgeglichen werden und

¹Ein Änderung findet sehr wohl statt, z.B. durch Krafttraining. Jedoch laufen solche Prozesse sehr langsam ab, so dass eine Anpassung an oft wechselnde dynamische Verhältnisse nicht möglich ist.

nicht die gesamte Dynamik des Bewegungsapparates repräsentiert werden muss.

Wie in den vorangegangenen Abschnitten dargestellt, können durch die Kombination mehrerer Potentialfelder die Muster der Muskelaktivierungen so verändert werden, dass bestimmte dynamische Effekte kompensiert werden können. Jedes Potentialfeld variiert dadurch die Lage des Gleichgewichtspunktes, so dass der resultierende Gleichgewichtspunkt sich aus der Summe aller Potentialfelder ergibt.

Da die ursprünglichen dynamischen Eigenschaften des Bewegungsapparates nicht *vergesen* werden, wenn eine neue dynamische Eigenschaft, z. B. das Gewicht und die Trägheit eines gegriffenen Objektes, gelernt wird, kann man die Hypothese aufstellen, dass diese Eigenschaften in unterschiedlichen Bereichen des zentralen Nervensystems repräsentiert werden oder, wenn man der Idee der Kombination von Potentialfeldern folgt, in unterschiedlichen Potentialfeld-*Layern*.

Obwohl der Einfluss der Potentialfelder mit einer Look-up-Tabelle verglichen werden kann, werden in der Literatur verschiedene Argumente gegen die Existenz von mit Look-up-Tabellen vergleichbaren Strukturen angeführt [130]. Neben der allgemeinen Problematik, dass die Dimension einer Look-up-Tabelle mit der Anzahl der Freiheitsgrade steigt, wurde als Hauptgrund angeführt, dass sich Änderungen nur in Tabellenbereichen auswirken, die mit den gelernten Bewegungen übereinstimmen. Eine Übertragung auf andere Bewegungen wäre somit nicht möglich. Allerdings werden genau diese Übertragungen beobachtet [124, 130], so dass eine allgemeinere Repräsentation der dynamischen Eigenschaften in Form von kompletten Dynamikmodellen vorgeschlagen wurde [62, 169].

Ein wesentlicher Unterschied zwischen der Idee der Potentialfeldlayer und der Verwendung verschiedener dynamischer Modelle ist, dass in den einzelnen Layern nur Veränderungen zu einem Ursprungsmodell dargestellt sind, unabhängig davon, in welcher Form diese berechnet werden.

5.5.4 Mögliche Übertragung auf elastische Roboter

Die linearisierende Wirkung des Muskel-Sehnen-Apparates ist auch ein Hauptgrund dafür, dass die biologische Bewegungssteuerung durch eine einfache Verschiebung des Gleichgewichtspunktes erfolgen kann. In der Robotik kann eine Linearisierung durch die Verwendung eines inversen Dynamikmodells des Roboters erfolgen. Während eine Anpassung der dynamischen Eigenschaften in der Robotik in der Regel durch die Anpassung und Optimierung einzelner Parameter des Dynamikmodells erfolgt, wird in der biologischen Bewegungssteuerung das dynamische Verhalten als Ganzes angepasst.

Da auch die in der Robotik verwendeten Dynamikmodelle nur schwer hundertprozentig

der realen Dynamik des Roboters angepasst werden können, wäre eine Anpassung der Eigenschaften auf Basis der vorgestellten Potentialfelder denkbar. Mit Hilfe der angepassten Potentialfelder können dann, wie oben beschrieben, neue Gleichgewichtspunkte bestimmt werden, die eine Kompensation von äußeren Störkräften ermöglichen und Modellungenauigkeiten ausgleichen können.

Die Potentialfelder können dabei als Look-up-Tabelle umgesetzt werden, die die Dynamik des Systems beschreibt oder als funktionale Abhängigkeit modelliert werden. Beide Ansätze wurden in der vorliegenden Arbeit untersucht und in der Simulation für die Anpassung der Dynamik eines elastischen Roboters verwendet.

5.6 Erzeugung von Bewegungen zum Gleichgewichtspunkt

Wie im vorigen Abschnitt beschrieben, können durch die kombinierte Aktivierung mehrerer Motorprimitive beliebige Gleichgewichtspunkte vorgegeben werden. Durch eine Verlagerung dieser Aktivierungen können so Bewegungen zwischen verschiedenen Gleichgewichtspunkten erzeugt werden [41, 131]. In den meisten Arbeiten zur Gleichgewichtspunkttheorie wird von einer graduellen Verschiebung des Gleichgewichtspunktes ausgegangen [7, 34, 53, 63], bei der die Aktivierung mit konstanter Geschwindigkeit von einem Gleichgewichtspunkt zu nächsten wandert. Auch ein schneller Wechsel zwischen verschiedenen Gleichgewichtspunkten kann auf Grund der Trägheit der neurochemischen Informationsweiterleitung als schnelle Verschiebung angesehen werden [132]. Es konnte gezeigt werden, dass die Bewegungen, die durch eine graduelle Verschiebung des Gleichgewichtspunktes erzeugt werden, in Verlauf und Geschwindigkeit mit biologischen Bewegungen übereinstimmen [34, 46, 63].

Als eine mögliche Alternative wurde eine Methode vorgeschlagen, die auf der Basis der Geometrie des verwendeten Armmodells beruht. Ohne Informationen zu wirkenden Kräften wurde anhand einer Funktion, die den Abstand zur Zielposition berechnet, eine Trajektorie mit Hilfe der Methode des steilsten Abstiegs erstellt. Die Trajektorie verläuft dabei entlang des Gradienten der Abstandsfunktion bis zur Zielposition [48, 151].

Ausgehend von der Idee des steilsten Abstiegs, lassen sich mit Hilfe der im vorigen Abschnitt vorgestellten Potentialfelder Trajektorien erstellen, die die in den Potentialfeldern repräsentierten Dynamikeigenschaften des Bewegungsapparates berücksichtigen.

5.6.1 Ausnutzen der Potentialfelder

Während unter normalen Bedingungen der schnellste Weg zwischen zwei Punkten die kürzeste Verbindung ist, kann in Systemen mit komplexen dynamischen Eigenschaften der optimale Weg durch verschiedene Effekte beeinflusst werden, so dass er sich stark von einem geradlinigen Weg unterscheiden kann. Entsprechend kann man sagen, dass die oben angesprochenen Methoden, bei denen der Gleichgewichtspunkt linear in Welt- oder in Gelenkkoordinaten verschoben wird, keines falls eine optimale Bewegung erzeugen können. Da, wie gesagt, die Dynamik eines Systems einen wesentlichen Einfluss auf die Bahn einer optimalen Bewegung hat, wird zur Berechnung einer solchen Bahn ein Dynamikmodell des Systems benötigt.

Da es sich bei den oben vorgestellten Potentialfeldern um eine Repräsentationsform der dynamischen Eigenschaften des Bewegungsapparates handelt, sollte es möglich sein, mit Hilfe der Potentialfelder nahezu optimale Bewegungen zu bestimmen. Betrachtet man die durch die Ablenkung des Bewegungsapparates vom Gleichgewichtspunkt in den Muskeln gespeicherte Energie, so kann man davon ausgehen, dass es eine gute Strategie ist, diese Energie möglichst schnell zu minimieren, um möglichst schnell einen stabilen Zustand zu erreichen.

Da das Finden eines Minimums ein klassisches Problem für Optimierungsverfahren ist, wurden verschiedene Verfahren dahingehend untersucht, ob mit ihnen optimale Wege direkt aus den Informationen der Potentialfelder abgeleitet werden können.

Ein wichtiger Punkt, der hier hervorgehoben werden soll, ist, dass es nicht das Ziel ist, das Minimum zu finden. Das Minimum, bzw. der Gleichgewichtspunkt ist bekannt und definiert gerade das gegebene Potentialfeld. Das Ziel ist es, einen Weg bzw. eine Trajektorie zu diesem Minimum zu finden, der eine möglichst ideale Bewegung erzeugt.

Steilster Abstieg

Die einfachste Methode, um von einem gegebenen Punkt im Potentialfeld zum Gleichgewichtspunkt zu finden, ist der steilste Abstieg. Dieses Gradientenverfahren wird in der Numerik eingesetzt, um allgemeine Optimierungsprobleme zu lösen. Von einem Startpunkt \mathbf{x}_i ausgehend wird in Richtung des negativen Gradienten des Potentialfeldes $\nabla f(\mathbf{x})$ gegangen, bis der Gradient im idealen Fall null wird und so keine weitere Minimierung mehr möglich ist:

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - \nabla f(\mathbf{x}_i) . \quad (5.13)$$

Während dieses Verfahren für die Optimierung eher ineffizient ist, da es in der Nähe der Lösung nur sehr langsam konvergiert, bietet es hier eine gute Möglichkeit, um in einer

gleichmäßigen Bewegung den Gleichgewichtspunkt zu erreichen. Auch die Schwierigkeit, dass dieses Verfahren leicht in lokalen Minima stecken bleiben kann, spielt hier keine Rolle, da durch den Gleichgewichtspunkt nur ein einziges Minimum existiert. Auch durch die Kombination verschiedener Potentialfelder können in diesem Fall keine lokalen Minima entstehen, da es sich bei den einzelnen Potentialfelder um konvexe Funktionen handelt.

Da der steilste Abstieg in einem Potentialfeld die Kraft repräsentiert, die an einem gegebenen Punkt wirkt, wird durch eine Bewegung in dieselbe Richtung die im System gespeicherte Energie optimal für die Bewegung ausgenutzt. Folgt die Bewegung dem Verlauf des natürlichen Gradienten des Potentialfeldes, sollte das System entsprechend schneller den Gleichgewichtspunkt erreichen als bei einer einfachen linearen Interpolation zwischen Start- und Zielposition.

Quasi-Newton-Verfahren

Ein weiteres Standardoptimierungsverfahren, das eingesetzt werden kann, um einen Weg zum Gleichgewichtspunkt zu finden, ist das Newton-Verfahren. Da das Potentialfeld nicht in analytischer Form gegeben ist, müssen neben den Gradienten ($\nabla f(\mathbf{x})$) auch die Hesse-Matrix ($H \approx \nabla^2 f(\mathbf{x})$), welche für die Berechnung eines Optimierungsschrittes am Punkt \mathbf{x} benötigt werden, anhand verschiedener Punkte im Potentialfeld ermittelt werden. Da anstatt der exakten Hesse-Matrix eine Approximation verwendet wird, spricht man von einem Quasi-Newton-Verfahren. Die Berechnung des nächsten Schrittes erfolgt im Falle einer positiv definiten Hesse-Matrix durch:

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - s_i \cdot H(\mathbf{x}_i) \cdot \nabla f(\mathbf{x}_i) . \quad (5.14)$$

Es existieren verschiedene Implementierungen dieses Verfahrens, die jedoch darauf ausgelegt sind, durch Anpassung der Schrittweite s_i und Verwendung verschiedener Verfahren möglichst schnell das Optimum zu finden. Wie beim steilsten Abstieg muss der Verlauf der einzelnen Optimierungsschritte, welcher dem Weg zum Gleichgewichtspunkt entspricht, bei zu großer Schrittweite s_i nicht auf einer glatten Bahn verlaufen.

Weitere Verfahren

Die beiden beschriebenen Verfahren haben zum Ziel, ein Minimum im gegebenen Potentialfeld zu finden, und bewegen sich bei ihrer Suche nach dem Minimum immer weiter in dessen Richtung. Es wird also nicht der Weg selber optimiert, sondern der Weg zum Gleichgewichtspunkt ergibt sich implizit aus den einzelnen Optimierungsschritten bei dieser Suche.

Im Gegensatz dazu ließe sich, da Start- und Zielpunkt bekannt sind, auch die Bahn selber optimieren, ein Vorgehen, das im Ansatz schon in Abschnitt 3.3.2 beschrieben wurde. Ausgehend von mehreren Stützpunkten einer Bewegung kann der Verlauf der Bewegung durch Verschiebung der Stützpunkte nach verschiedenen Kriterien angepasst werden. Allein auf der Basis der Potentialfelder ergeben sich mehrere Möglichkeiten, wie eine solche Bahn angepasst werden kann.

Die Bahn kann so angepasst werden, dass der Weg, den sie auf der Oberfläche des Potentialfelds zwischen Start- und Zielwert zurücklegt, einem Weg minimaler Energie entsprechen würde. Die auszuführende Trajektorie ergäbe sich dann aus der Projektion dieser Bahn auf den kartesischen Raum. Eine weitere Möglichkeit wäre es, die verrichtete Arbeit zu berechnen, wenn die Bahn in einer gegebenen Zeit abgefahren wird. Die verrichtete Arbeit ergäbe sich dabei aus der Summe der Gradienten des Potentialfelds ($\nabla f(\mathbf{x})$) entlang der Trajektorie:

$$W \approx \sum_{i=0}^n \nabla f(\mathbf{x}_i) \Delta s. \quad (5.15)$$

5.6.2 Erstellung von virtuellen Trajektorien

In den Standardmodellen der Gleichgewichtspunkttheorie wird, wie oben beschrieben, davon ausgegangen, dass die neue Lage der Gliedmaßen durch die gleichmäßige Verschiebung des Gleichgewichtspunktes zu seiner neuen Zielposition oder durch Vorgabe eines neuen Gleichgewichtspunktes erreicht wird. Die gleichmäßige Verschiebung des Gleichgewichtspunktes erfolgt in einer vorgegebenen Zeit T , in der das zentrale Nervensystem die neuen Aktivierungen der Muskeln vorgibt. Auch eine ungleichmäßige Verschiebung des Gleichgewichtspunktes ist denkbar, bei der ein Gaußsches Geschwindigkeitsprofil vorgegeben wird.

Die durch die Aktivierung der Muskeln vorgegebene Lage eines Gleichgewichtspunktes und die aktuelle Lage der Gliedmaßen können sich im Laufe der Bewegung auf Grund der Massenträgheit des Systems, der elastischen Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates und der spinalen Reflexe unterscheiden. Entsprechend wird in diesem Zusammenhang von virtuellen Gleichgewichtspunkten gesprochen (vgl. Abs. 5.5.1).

Da von den im vorigen Abschnitt beschriebenen Verfahren zwar der räumliche Verlauf von Trajektorien vorgegeben wird, aber keine zeitliche Abfolge, muss eine Methode gefunden werden, mit der sich der zeitliche Verlauf der Trajektorie bestimmen lässt.

In einem ersten Ansatz könnten die einzelnen Schritte der Optimierungsverfahren in gleichbleibenden Zeitschritten abgefahren werden, was jedoch den Nachteil hätte, dass

die Bewegungen umso langsamer werden, je näher sie ihrem Ziel kommen, ein Problem das sich vor allem bei der Standardversion der Methode des steilsten Abstiegs ergibt. Eine zweite Möglichkeit wäre es, die Trajektorie in einer vorher festgelegten Zeit abzufahren, wie es bei der linearen Verschiebung des Gleichgewichtspunktes angewandt wird. Hierzu müssen die Trajektorien in äquidistante Teilabschnitte aufgeteilt werden, was sich in erster Näherung durch die Vorgabe einer festen Schrittweite in den Optimierungsverfahren erreichen ließe. Durch eine Reduzierung der Stützstellen, die eine Trajektorie beschreibt, kann des Weiteren eine intermittierende Vorgabe der Bewegung erreicht werden, wie sie in der Literatur beschrieben wird [63].

6 Ergebnisse

Im Folgenden werden Ergebnisse präsentiert, die sowohl aus der Simulation eines menschlichen Arms als auch aus der Simulation zweier verschiedener technischer Systeme stammen. Um einen Vergleich mit dem realen Verhalten des menschlichen Armes zu ermöglichen, wurden für die Untersuchungen in der Simulation Beispiele gewählt, für die in der Literatur ausreichend detaillierte Modelle und Messergebnisse vorlagen.

Im ersten Abschnitt dieses Kapitels werden nach einer kurzen Vorstellung der verwendeten Modelle die Eigenschaften und die Interaktion verschiedener Muskeln untersucht. Es wird weiter die qualitative und quantitative Vergleichbarkeit der Muskeleigenschaften mit einer Feedback-Linearisierung gezeigt. Als Überleitung zum nächsten Abschnitt wird eine optimale Anpassung der Muskeleigenschaften an die dynamischen Eigenschaften gezeigt. Der zweite Abschnitt beschäftigt sich mit der Ausnutzung der Potentialfelder zur adaptiven Vorsteuerung, um die rudimentäre Feedback-Linearisierung des Muskel-Sehnen-Apparates zu ergänzen. Im letzten Abschnitt wird die Erzeugung von Bewegungen auf der Basis der Potentialfelder beschrieben. Neben den Trajektorien, die entlang des Gradienten verlaufen, wird auch die Erzeugung optimaler Bewegungen vorgestellt. In jedem Abschnitt wird eine mögliche Übertragung der vorgestellten Methoden auf elastische Roboter diskutiert und es werden Ergebnisse aus der Simulation vorgestellt.

6.1 Rolle der intrinsischen Eigenschaften des Muskels

Anhand eines zweigelenkigen Modells des menschlichen Arms soll die Rolle der intrinsischen Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates für die Bewegungssteuerung untersucht werden. Um die Eigenschaften des biologischen Bewegungsapparates mit technischen Systemen vergleichen zu können, wurde zusätzlich ein Modell eines zweigelenkigen Roboters aufgebaut. Beide Modelle besitzen die gleiche kinetische Struktur (Abb. 6.1), deren Parameter aus den Arbeiten von Stroeve [143] stammen und Tabelle 6.1 zu entnehmen sind. Zur Simulation der Dynamik des Bewegungsapparates, der Muskeln bzw. Antriebe und der Steuerungs- und Regelungskonzepte wurden die Modelle sowohl in

analytischer Form in Matlab aufgestellt als auch mit Hilfe der Simulink-Toolbox *Sim-Mechanics* implementiert.

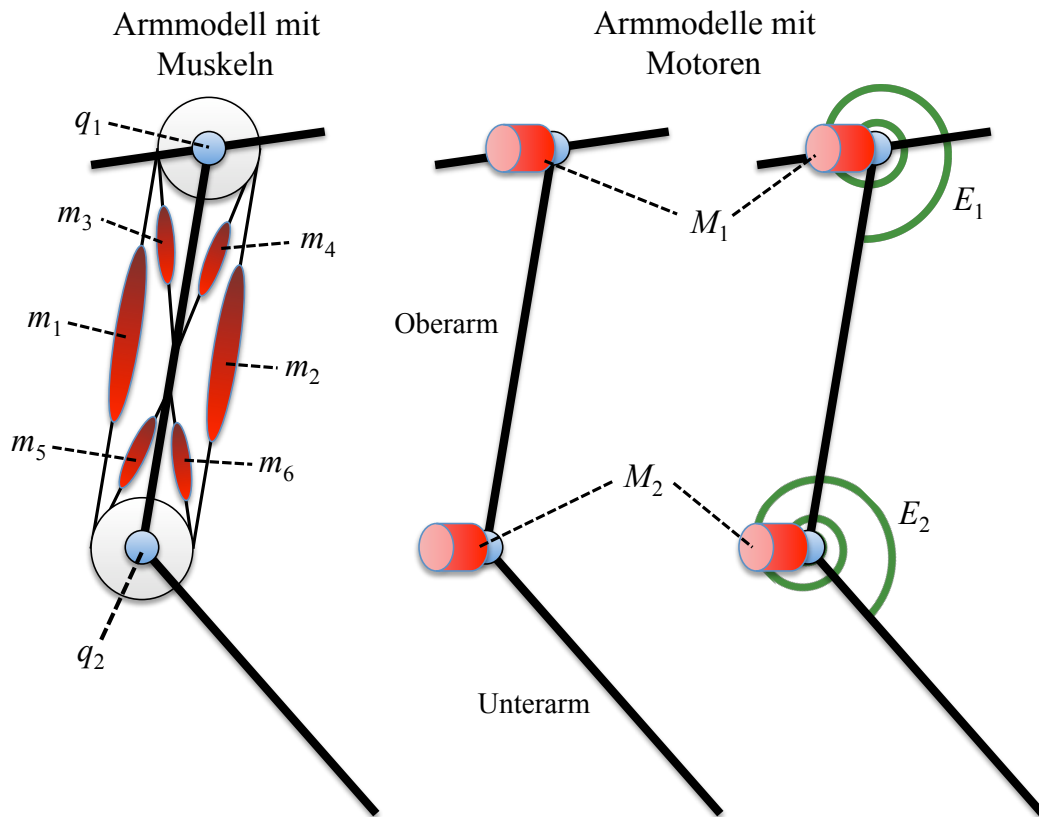


Abbildung 6.1: Identische kinematische Struktur der verwendeten Modelle mit unterschiedlichen Antrieben. **Links:** Modell des menschlichen Arms mit 6 Muskeln ($m_1 - m_6$) und konstanten Hebelarmen. **Mitte:** Modell eines starren Roboterarms mit einem Motor pro Drehgelenk (M_1 und M_2). **Rechts:** Modell eines elastisch angetriebenen Roboterarms mit den beiden Federn E_1 und E_2 .

Das Modell des menschlichen Arms wird durch sechs Muskeln aktuiert, von denen sich jeweils zwei als Agonist und Antagonist gegenüberliegen. Von den sechs Muskeln erstrecken sich zwei ($m_1 - m_2$) über beide Gelenke und üben, analog zum M. biceps brachii und M. triceps brachii, Kraft sowohl auf Schulter als auch auf Ellenbogen aus. Die restlichen vier Muskeln ($m_3 - m_6$) greifen jeweils nur an einem Gelenk an. Während es bei m_1 und m_2 eine relativ klare Übereinstimmung mit realen Muskeln gibt, handelt es sich bei den anderen Muskeln um funktionelle Einheiten, die die Eigenschaften mehrerer realer Muskeln zusammenfassen, wie sie durch physiologische Experimente bestimmt werden

Tabelle 6.1: Parameter des zweigelenkigen, kinetischen Modells.

Beschreibung	Parameter	Wert	Einheit
Masse des Oberarms	\hat{m}_1	1.8	<i>kg</i>
Masse des Unterarms	\hat{m}_2	1.6	<i>kg</i>
Länge des Oberarms	l_1	0.32	<i>m</i>
Länge des Unterarms	l_2	0.32	<i>m</i>
Massenschwerpunkt im Oberarm	$l_{\hat{m}_1}$	0.16	<i>m</i>
Massenschwerpunkt im Unterarm	$l_{\hat{m}_2}$	0.16	<i>m</i>
Trägheit des Oberarms	I_1	0.015	<i>kg m</i> ²
Trägheit des Unterarms	I_2	0.013	<i>kg m</i> ²

Tabelle 6.2: Parameter der im menschlichen Armmodell verwendeten Muskelmodelle.

Parameter	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5	m_6	Einheit
τ_{ac}	40	40	40	40	40	40	<i>ms</i>
τ_{da}	70	70	70	70	70	70	<i>ms</i>
$r_{i,1}$	0.025	-0.025	0.03	-0.03	0	0	<i>m</i>
$r_{i,2}$	0.04	-0.04	0	0	0.03	-0.03	<i>m</i>
F_{max}	600	600	2000	2000	900	900	<i>N</i>
l_r	0.35	0.35	0.15	0.15	0.15	0.15	<i>m</i>
l_t	0.04	0.04	0.02	0.02	0.03	0.03	<i>m</i>
L_{opt}	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	—

können [26]. Die Muskeln sind entsprechend Abschnitt 4.1.2 modelliert. Die Parameter der einzelnen Muskeln sind von Stroeve [143] übernommen und in Tabelle 6.2 aufgeführt.

Die beiden zweigelenkige Roboterarme werden über je einen Motor pro Gelenk angetrieben. Die Motoren sind entsprechend den Gleichungen (2.18) und (3.5) vereinfacht als PT1-Glieder modelliert, deren maximales Drehmoment von der momentanen Drehgeschwindigkeit ω_i abhängt. Als Motoren wurden Maxon-Motoren vom Typ RE-30 gewählt, wie sie auch im BioRob-Manipulator, einem am Fachgebiet Simulation, Systemoptimierung und Robotik der Technischen Universität Darmstadt entwickelten elastisch angetriebenen Roboterarm, Verwendung finden. Die Parameter der Motoren sind Tabelle 6.3 zu entnehmen. Obwohl die im realen BioRob-Manipulator verwendeten elastischen Elemente keine ideale lineare Kennlinie besitzen, wird in dem hier verwendeten Modell die Torsionssteifigkeit der beiden Federn $E_1 = 9000 \text{ Nm/rad}$ und $E_2 = 6500 \text{ Nm/rad}$ als konstant angenommen.

Um einen Vergleich mit den Muskeln zu ermöglichen, wurden die Übersetzungsverhält-

Tabelle 6.3: Motorparameter der RE-30 Maxon-Motoren mit den Übersetzungsverhältnissen i

Parameter	M_1	M_2	Einheit
L_a	0.119	0.119	mH
R_a	0.611	0.661	Ω
ω_{max}	12,3	18,5	rad/s
U_{max}	24	24	V
t_m	0.195	0.195	ms
i	1 : 75	1 : 50	N

nisse der als ideal angenommenen Getriebe so gewählt, dass das Haltemoment τ_{hi} der Motoren mit dem maximal erreichbaren Drehmoment $\tau_{1/2max}$ im menschlichen Arm übereinstimmt. Die Drehmomente $\tau_{1/2max}$ richten sich nach der Summe der maximalen Kräfte F_{max} , die die Muskeln aufbringen können, und ergeben sich nach Gleichung (6.1) zu $\tau_{1max} = 75 Nm$ und $\tau_{2max} = 51 Nm$, wobei

$$\tau_{jmax} = \sum_{i=1}^6 F_{max,i} \cdot r_{i,j}, \quad j = 1, 2. \quad (6.1)$$

6.1.1 Vergleich von Feedback-Linearisierung und Muskeleigenschaften

Die vom Muskel erzeugte Kraft ist, wie in den Abschnitten 4.3 dargestellt, sowohl von der momentanen Muskellänge λ als auch von der Kontraktionsgeschwindigkeit $\dot{\lambda}$ abhängig. Neben der offensichtlichen Rückführung dieser Systemvariablen über eine visuelle Wahrnehmung der Bewegung und dem neuronalen Feedback spielt auch die funktionale Abhängigkeit der Muskeleigenschaften von diesen Variablen eine wichtige Rolle. Während diese funktionale Abhängigkeit bei einem einzelnen Muskel als nicht-linearer, (bio-)mechanischer Regelkreis betrachtet werden kann (Abs. 4.3.2), ergeben sich bei der Interaktion mehrerer Muskeln neue Qualitäten, die über die Eigenschaften eines einzelnen Muskels hinausgehen!

Wie bei jedem gekoppelten, mechanischen System wirken sich die Bewegungen eines Körpers auf die Bewegungen der anderen Körper aus. Diese Abhängigkeiten werden in der Bewegungsgleichung durch die Abhängigkeit der einzelnen Terme von den Vektoren \mathbf{q} und $\dot{\mathbf{q}}$ deutlich (vgl. Gl. 2.6). Im biologischen Bewegungsapparat kommt eine weitere Abhängigkeit der Gelenke voneinander hinzu. Durch die in nahezu allen Gliedmaßen zu

findenden Muskeln, welche zwei Gelenke überspannen (vgl. Abb. 6.1, links), wirken sich Bewegungen eines Gelenks über den Muskel-Sehnen-Apparat auf die anderen Gelenke aus.

Neben der Darstellung des einzelnen Muskels als Regelkreis [83, 98, 109] lassen sich die komplexen Eigenschaften aller im betrachteten Bewegungssystem beteiligten Muskeln als ein Feedback-System interpretieren, dessen Wirkung mit der Feedback-Linearisierung des Bewegungssystems vergleichbar ist (Abs. 5.3.1), wie infolge gezeigt wird. Dabei ist hervorzuheben, dass in den einzelnen Muskeln keine expliziten Informationen über die Dynamik des Bewegungsapparates repräsentiert sind. Die schematische Darstellung der Muskeln in Abbildung 6.2 zeigt eine mit der Feedback-Linearisierung vergleichbare Struktur. Während das Ausgangssignal der Feedback-Linearisierung (Abb. 6.2, oben) aus den durch die inverse Dynamik berechneten Drehmomenten τ_{soll} besteht, werden im Muskelsystem (Abb. 6.2, unten) die von den Muskeln erzeugten Kräfte f_m über die verschiedenen Hebelarme, die durch die Hebelarmmatrix (vgl. Abs. 4.1.3) gegeben sind, in Drehmomente übersetzt, welche auf den Bewegungsapparat wirken. Durch die Muskeln, welche über beide Gelenke laufen, wird so eine Querverkopplung zwischen den einzelnen Gelenken hergestellt.

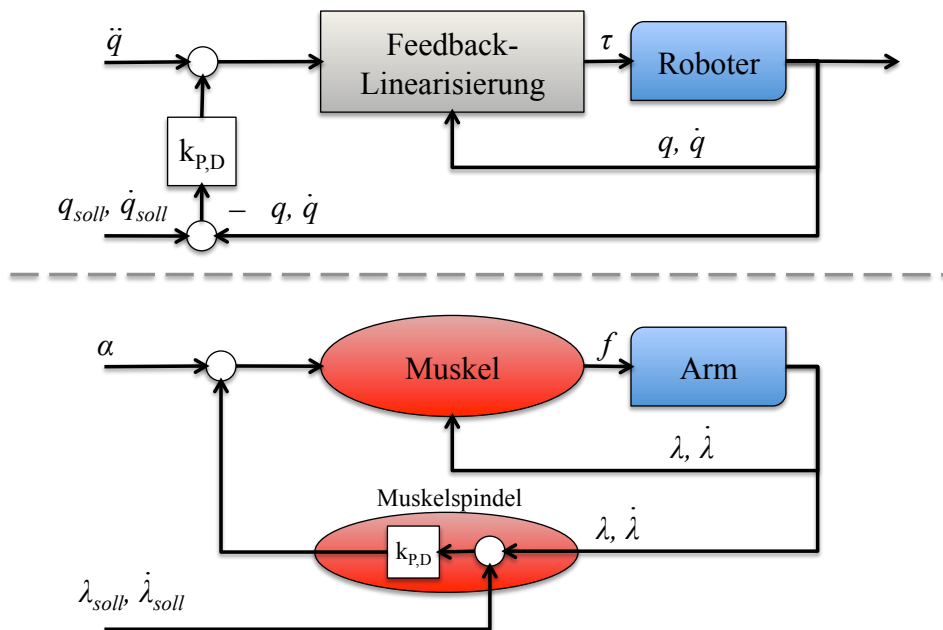


Abbildung 6.2: Schematische Darstellung des Signalflusses bei einer Feedback-Linearisierung (oben) und einem Muskel-Sehnen-System (unten).

Vergleich der Drehmomente

In einem ersten Versuch wurden die von einer idealen Feedback-Linearisierung und die von den Muskeln erzeugten Momente bei einer horizontalen Anordnung der Gelenke betrachtet. Durch die horizontale Anordnung werden die beiden Systeme nicht durch Gravitationskräfte beeinflusst. In der Feedback-Linearisierung entfällt dadurch der Term $G(\mathbf{q})$ zur Gravitationskompensation.

In Abbildung 6.3 werden für einen bestimmten Systemzustand die von der Feedback-Linearisierung erzeugten Momente für das zweite Gelenk $\tau_{2,FL}$ (linke Spalte) mit den Momenten $\tau_{2,Mu}$ verglichen, die die Muskeln in diesem Systemzustand im zweiten Gelenk maximal aufbringen können (rechte Spalte). Da der vierdimensionale Systemzustand des zweigelenkigen Manipulators mit grafischen Mitteln nicht vollständig darstellbar ist, werden in Abbildung 6.3 für beliebige Gelenkpositionen q_1 und q_2 im Arbeitsbereich drei ausgewählte Kombinationen der Gelenkwinkelgeschwindigkeiten \dot{q}_1 und \dot{q}_2 betrachtet.

Obwohl sich die Graphen in Abbildung 6.3 in einzelnen Punkten unterscheiden, ist eine qualitative Übereinstimmung zu erkennen, was auf ein qualitativ ähnliches Verhalten von Feedback-Linearisierung und Muskeleigenschaften schließen lässt. Da auf Grund der horizontalen Anordnung des Arms keine Gravitationskräfte auf das System wirken, ist beim inversen Dynamikmodell der Feedback-Linearisierung das Drehmoment des zweiten Gelenks $\tau_{2,FL}$ unabhängig von der Position des ersten Gelenks q_1 .

Unter der Annahme, dass die Muskeln eine mit der Feedback-Linearisierung im Ansatz vergleichbare Wirkung haben, lassen sich die Unterschiede auf die Tatsache zurückführen, dass sich beim Muskel-Sehnen-Apparat die gravitationskompensierenden Eigenschaften nicht von der Gesamtfunktionalität trennen lassen.

Eine einfache Möglichkeit, einen objektiven, qualitativen Vergleich beider Systeme vorzunehmen, besteht darin, die Standardabweichung σ der vom Muskelsystem erzeugten Momente von der idealen Feedback-Linearisierung zu bilden. Für die n diskreten Werte von $\tau_{2,Mu}$ und $\tau_{2,FL}$, welche in Abbildung 6.2 dargestellt sind, ergeben sich nach

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\tau_{2,Mu_i} - \tau_{2,FL_i})^2}{n}} \quad (6.2)$$

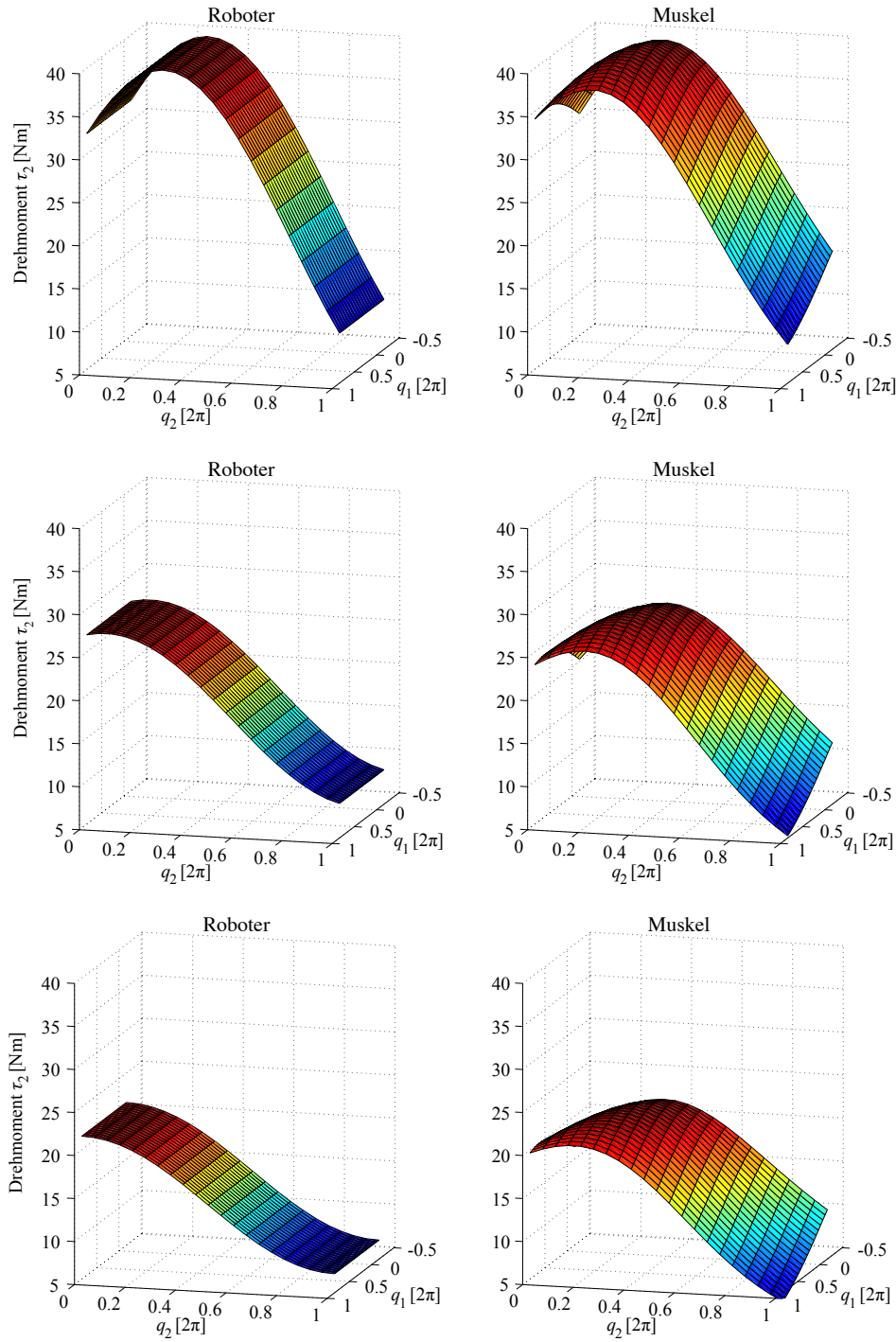


Abbildung 6.3: Vergleich der Drehmomente im zweiten Gelenks, welche durch die Feedback-Linearisierung (links) und durch die Muskeleigenschaften (rechts) bei verschiedenen Gelenkstellungen und Gelenkgeschwindigkeiten erzeugt werden. (Oben: $\dot{q}_1 = 13$, $\dot{q}_2 = 0$, Mitte: $\dot{q}_1 = 5$, $\dot{q}_2 = 5$, Unten: $\dot{q}_1 = 0$, $\dot{q}_2 = 8.5$)

Standardabweichungen und ein Variationskoeffizient von:

$$\begin{aligned}\sigma &= 2.36Nm, VarK = 7.7\% \quad \text{für} \quad \dot{q}_1 = 13, \dot{q}_2 = 0 \\ \sigma &= 2.97Nm, VarK = 14.1\% \quad \text{für} \quad \dot{q}_1 = 5, \dot{q}_2 = 5 \\ \sigma &= 3.16Nm, VarK = 19.7\% \quad \text{für} \quad \dot{q}_1 = 0, \dot{q}_2 = 8.5.\end{aligned}$$

Betrachtet man den gesamten Arbeitsbereich im Bereich von $-13 \leq \dot{q}_1 \leq 13$ und $-8.5 \leq \dot{q}_2 \leq 8.5$ ergeben sich eine Standardabweichung und ein Variationskoeffizient von

$$\sigma = 3.04Nm \quad \text{und} \quad VarK = 17.2 \quad .$$

Als weiteres Maß der Ähnlichkeit lässt sich durch Bildung der Summe der Ableitung des Drehmoments τ nach den einzelnen Gelenkwinkeln q_1 und q_2 definieren. Für die gegebenen Geschwindigkeiten \dot{q}_1 und \dot{q}_2 ergibt sich die Abhängigkeit von τ von den beiden Gelenkpositionen entsprechend Gleichung (6.3) zu:

$$A_\tau(q_1) = \int_{q_{1,min}}^{q_{1,max}} \int_{q_{2,min}}^{q_{2,max}} \left| \frac{\partial \tau(q_1, q_2)}{\partial q_1} \right| dq_1 dq_2 \quad \text{und} \quad A_\tau(q_2) = \int_{q_{1,min}}^{q_{1,max}} \int_{q_{2,min}}^{q_{2,max}} \left| \frac{\partial \tau(q_1, q_2)}{\partial q_2} \right| dq_1 dq_2 \quad (6.3)$$

Für die Betrachtung der Drehmomente im zweiten Gelenk, wie sie in Abbildung 6.3 dargestellt sind, ergeben sich folgende Ähnlichkeiten.

Für $\dot{q}_1 = 13$ und $\dot{q}_2 = 0$:

$$\begin{aligned}A\tau_{2,FL}(q_1) &= 0 \quad , \quad A\tau_{2,FL}(q_2) = 34.2 \\ A\tau_{2,Mu}(q_1) &= 5.2 \quad , \quad A\tau_{2,Mu}(q_2) = 33.7\end{aligned}$$

Für $\dot{q}_1 = 5$ und $\dot{q}_2 = 5$:

$$\begin{aligned}A\tau_{2,FL}(q_1) &= 0, A\tau_{2,FL}(q_2) = 28.2 \\ A\tau_{2,Mu}(q_1) &= 4.8, A\tau_{2,Mu}(q_2) = 26.5\end{aligned}$$

Für $\dot{q}_1 = 0$ und $\dot{q}_2 = 8.5$:

$$\begin{aligned} A\tau_{2,FL}(q_1) &= 0, A\tau_{2,FL}(q_2) = 21.5 \\ A\tau_{2,Mu}(q_1) &= 4.5, A\tau_{2,Mu}(q_2) = 18.3 \end{aligned}$$

Deutlich zu erkennen ist die Ähnlichkeit der beiden Systeme in den Abhängigkeiten von q_2 auch bei unterschiedlichen Geschwindigkeiten in den Gelenken. Obwohl sich leichte Abweichungen von $A\tau_{2,FL}(q_2)$ und $A\tau_{2,Mu}(q_2)$ ergeben, liegen die Werte im gleichen Größenbereich, wobei Abweichungen unter 20% noch als gut einzuschätzen sind. Wie schon weiter oben beschrieben, sind die Drehmomente im zweiten Gelenk bei dem Feedback-Linearisierten System nicht von q_1 abhängig ($A\tau_{2,FB}(q_1) = 0$). Die Abhängigkeit von τ_2 von q_1 im biologischen System lässt sich vor allem durch die Gravitationskompensation erklären.

Um die Auswirkung der Gravitationskompensation zu vergleichen, wurde in dem nächsten Versuch das Verhalten beider Systeme unter Berücksichtigung der Gravitationskompensation untersucht (Abb. 6.4). Auch hier lässt sich eine qualitative Übereinstimmung erkennen, die sich in Abbildung 6.4 sowohl durch eine vergleichbare Größe der Werte als auch durch eine vergleichbare Krümmung der Oberfläche darstellt.

Auch hier lässt sich anhand Gleichungen (6.3) die Ähnlichkeit beider Systeme objektiv vergleichen. Betrachtet man auch hier den gesamten Arbeitsbereich in einem Geschwindigkeitsbereich von $-13 \leq \dot{q}_1 \leq 13$ und $-5 \leq \dot{q}_1 \leq 5$, ergeben sich für die Standardabweichungen und Variationskoeffizienten der Drehmomente in beiden Gelenken q_1 und q_2 :

$$\begin{aligned} \sigma_1 &= 3.11Nm, VarK_1 = 19.4\% \\ \sigma_2 &= 10.40Nm, VarK_2 = -12.8\%. \end{aligned}$$

6.1.2 Regelgüte

Wie im vorigen Abschnitt gezeigt werden konnte, existiert eine qualitative Übereinstimmung zwischen den von der Feedback-Linearisierung und von den Muskeln im Bewegungsapparat erzeugten Drehmomenten. Diese Ähnlichkeit bezieht sich auf die Funktion von Feedback-Linearisierung und Muskeln, sagt aber nichts über die Auswirkungen der Linearisierung auf das System oder die Qualität der dadurch erzeugten Bewegungen aus.

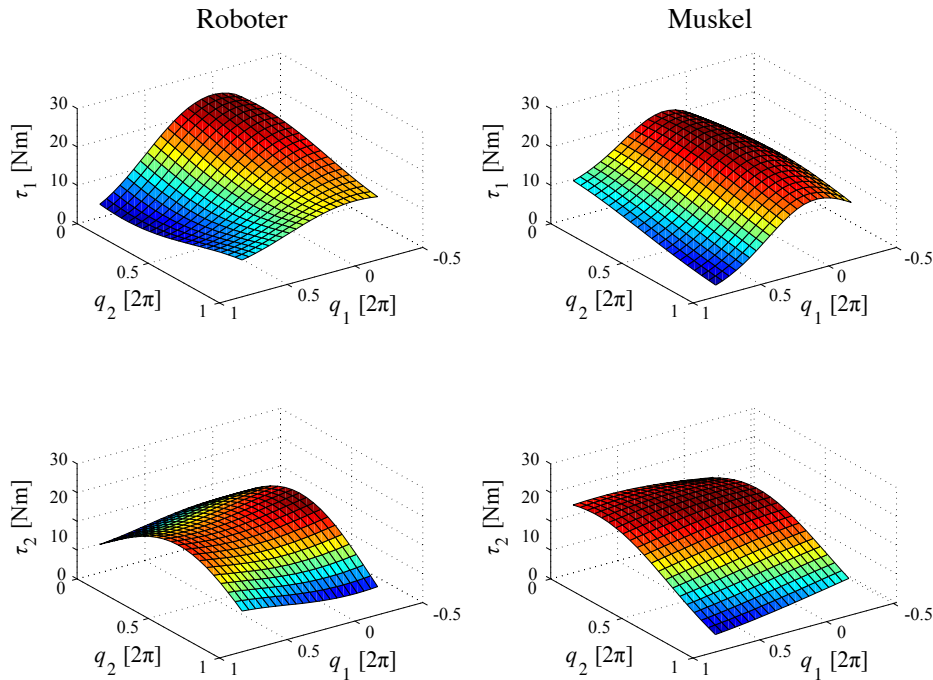


Abbildung 6.4: Vergleich der in beiden Gelenken wirkenden Drehmomente bei beliebigen q_1 und q_2 im Arbeitsbereich bei den gegebenen Geschwindigkeiten $\dot{q}_1 = 13$ und $\dot{q}_2 = 0$. Links die durch die Feedback-Linearisierung vorgegebenen Drehmomente unter Berücksichtigung der Gravitationskompensation. Rechts die von den Muskeln zum jeweiligen Systemzustand maximal aufwendbaren Momente.

Das Ziel der Feedback-Linearisierung ist es, wie in Abschnitt 3.2 beschrieben, die Nichtlinearitäten in einem System aufzuheben und damit z.B. auch den Einsatz von linearen Reglern zu ermöglichen. Die Regelgüte als Maß für die Qualität eines Reglers sollte bei einem linearen System und auch bei einem vollständig linearisierten System in allen Punkten des Arbeitsbereichs gleich sein. Die Qualität einer Feedback-Linearisierung lässt sich u.a. daran messen, wie stark die Regelgüte eines linearen Reglers variiert.

Zur Bestimmung der Regelgüte wurden in jedem Punkt im Arbeitsraum die gleichen Bewegungen in positive und negative Richtung der x - und y -Achse ausgeführt. Aus den üblichen Verfahren zur Berechnung der Regelgüte in der Regelungstechnik wurde hier das Integral des arithmetischen Mittels der Fehlerquadrate $e(t)^2$ von Soll- und Istposition

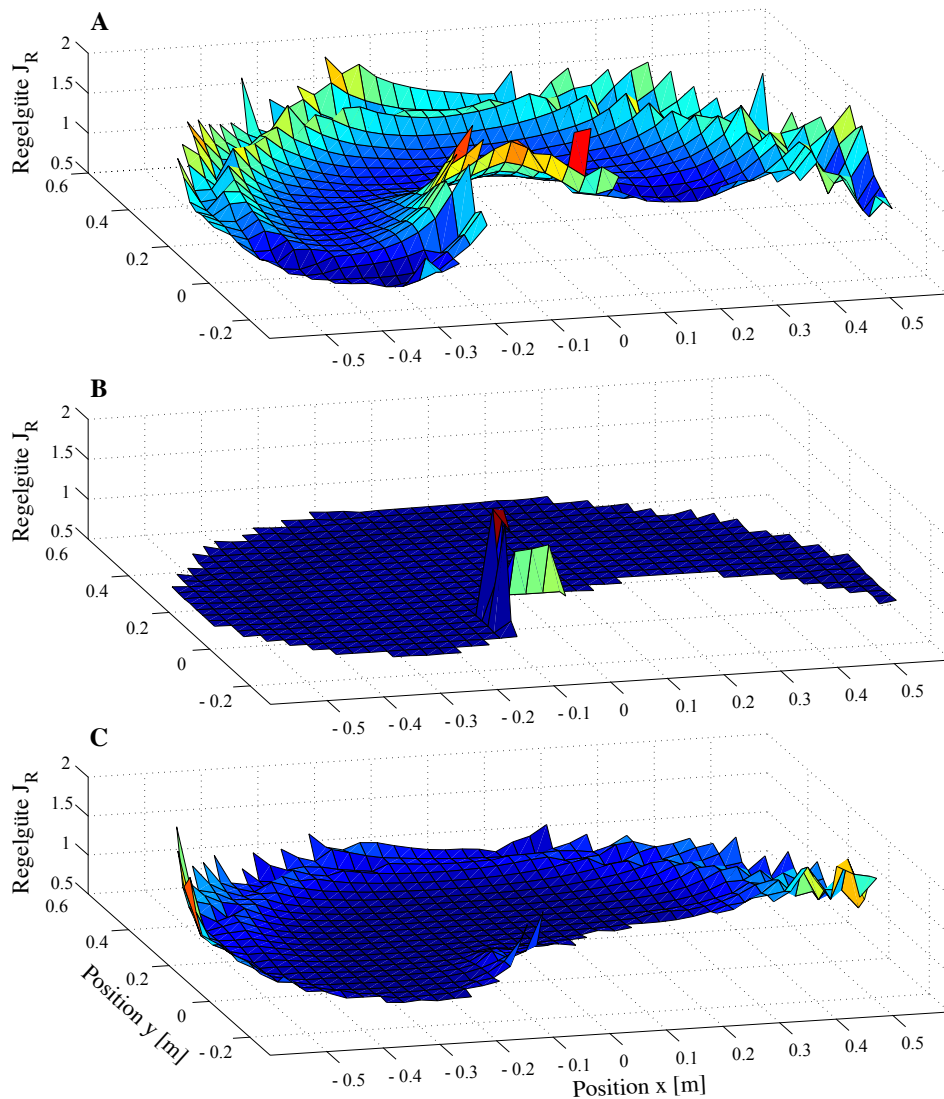


Abbildung 6.5: Vergleich der Regelgüte eines linearen PD-Reglers im gesamten kartesischen Arbeitsbereich des Manipulatormodells ohne (A) und mit Feedback-Linearisierung (B) und des biologischen Armmodells (C). An den Rändern des Arbeitsbereiches verschlechtert sich die Regelgüte im Robotermodell auf Grund der Tatsache, dass sich der Arm dort im ausgestreckten Zustand in die Nähe einer kinematischen Singularität befindet. Bei dem biologischen Armmodell spielt auch die Überdehnung der Muskeln bei starker Streckung und Beugung des Arms eine Rolle.

in den beiden Gelenken q_1 und q_2 gewählt:

$$J_R = \int_0^t \frac{e_1(t)^2 + e_2(t)^2}{2} dt \quad \text{mit} \quad e_i(t) = q_{i,soll}(t) - q_{i,ist}(t) . \quad (6.4)$$

Regelgüte im Arbeitsbereich

Obwohl ein nichtlineares System auch mit Hilfe eines linearen Reglers geregelt werden kann (vgl. Abs. 3.2), ist die Wirkung des Reglers und damit auch seine Regelgüte sehr stark von dem Systemzustand abhängig, wie in Abbildung 6.5 A am Beispiel des mit einem normalen PD-Regler geregelten zweigelenkigen Robotermodells dargestellt. Die Feedback-Linearisierung bewirkt, wie eben beschrieben, dass sich das System annähernd linear verhält und somit auch die Wirkung eines linearen Reglers unabhängig vom Systemzustand ist. Die gleichbleibende Regelgüte für den feedback-linearisierten Manipulator bei gleichem PD-Regler ist in Abbildung 6.5 B zu erkennen.

Die Annahme, dass die nichtlinearen Muskeleigenschaften eine mit einer Feedback-Linearisierung vergleichbare Wirkung auf das System haben, sollte sich dementsprechend in einer weitgehend gleichbleibenden Regelgüte widerspiegeln. Die Rolle eines PD-Reglers wird im menschlichen Arm, wie in Abbildung 6.2 (unten) dargestellt, durch die Muskelspindeln übernommen.

Es ist deutlich zu erkennen, dass die Regelgüte des Muskel-Sehnen-Apparates, die in Abbildung 6.5 C, dargestellt ist, in weiten Bereichen annähernd konstant ist. Die Bereiche schlechter Regelgüte, die vor allem am Rand des Arbeitsbereiches auftreten, kommen durch die stark zunehmende Steifigkeit des Muskels bei übermäßiger Dehnung zu Stande (vgl. Abb. 4.2).

Wie in der Simulation gezeigt werden konnte, wird auf Grund der nichtlinearen Muskeleigenschaften auch für einen einfachen PD-Regler eine in weiten Teilen gleichbleibende Regelgüte erreicht. Auf Grund dieses linearisierenden Verhaltens der Muskeln kann man sagen, dass die ursprüngliche Aussage der Gleichgewichtspunkttheorie, dass durch das Ausnutzen der Muskeleigenschaften aufwendige Berechnungen der Systemdynamik umgangen werden können, im Ansatz zutreffen.

6.2 Anpassung an eine veränderte Dynamik

Wie im vorangehenden Abschnitt gezeigt werden konnte, spiegeln die kombinierten Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates in rudimentärer Form die dynamischen Eigen-

schaften des Arms wider. Allerdings konnte auch gezeigt werden, dass die Eigenschaften nicht im gesamten Arbeitsbereich übereinstimmen.

6.2.1 Adaptive Vorsteuerung

Durch eine abgestimmte Kombination von Muskelaktivierungen können die von den Muskeln erzeugten Momente so variiert werden, dass sie mit den Momenten einer Feedback-Linearisierung übereinstimmen. In einem Brute-Force-Ansatz wurde ein Kennfeld mit $6 \cdot 10^4$ Einträgen erzeugt und für einen ersten Versuch wurden die Muskelaktivitäten direkt aus der Differenz von Feedback-Linearisierung und Muskelmomenten berechnet (Abb. 6.6).

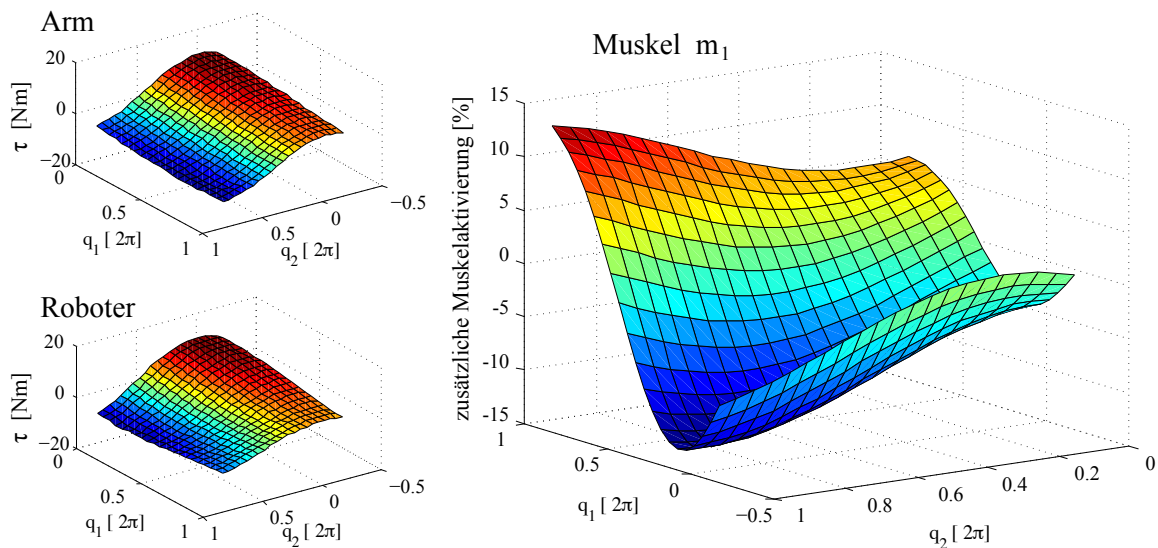


Abbildung 6.6: **Links:** Vergleich der Momente im ersten Gelenk für beliebige Gelenkwinkel in der Ruheposition (\dot{q}_1 und $\dot{q}_2 = 0$), erzeugt durch den Muskel-Sehnen-Apparat bei optimaler Anpassung der Muskelaktivierung (oben) und durch die Feedback-Linearisierung eines elastischen Roboters (unten). **Rechts:** Die von der Position abhängige, zusätzliche Aktivierung des Muskels m_1 , die zu einer Anpassung der Muskelmomente führt.

Mit Hilfe dieses Kennfeldes wurde eine Vorsteuerung umgesetzt, die zusätzlich zu der graduellen Verschiebung der Aktivität die Werte aus dem Kennfeld einbezieht. Bei Werten zwischen den einzelnen Stützstellen wurden die Werte des Kennfeldes linear interpoliert. In Simulationsversuchen, in denen keine Störkräfte wie Reibung oder Unstimmigkeiten

im Dynamikmodell auftraten, wurde für alle untersuchten Bereiche eine gleich bleibende Regelgüte erzielt. Auch in Simulationen mit Reibung konnte eine Verbesserung der Regelgüte erzielt werden, die jedoch in geringem Maße von der Geschwindigkeit der Bewegung abhing.

In einem weiteren Versuch wurden die Muskelaktivierungen nicht auf Basis der Sollwerte aus dem Kennfeld ausgelesen, sondern anhand der aktuellen Werte bestimmt. Auf diese Weise wurde eine zweite Feedback-Linearisierung ermöglicht, die die Fehler der ersten, durch die Muskeleigenschaften vorgegebene Feedback-Linearisierung ausgleicht. Auch in diesem Fall wurde eine annähernd gleichbleibende Regelgüte erreicht.

Nach wie vor ergeben sich jedoch Nachteile zum einen aus der Größe des Kennfeldes und zum anderen aus der Tatsache, dass Zwischenwerte interpoliert werden müssen.

6.2.2 Beeinflussung durch Potentialfelder

In einem zweiten Ansatz wurde die Gravitationskompensation durch die Vorgabe eines virtuellen Gleichgewichtspunktes untersucht.

Während die im vorigen Abschnitt beschriebene Methode die nötigen Änderungen auf der Ebene der einzelnen Muskelkräfte speichert, wird durch die Vorgabe eines virtuellen Gleichgewichtspunktes der Arm als Ganzes beeinflusst. Die nötige Aktivierung der Muskeln erfolgt indirekt über die zu dem Gleichgewichtspunkt gehörenden Aktivierungskombinationen.

Auch eine Übertragung auf einen elastischen Roboter, wie in Abbildung 6.1 (rechts) dargestellt, ist möglich (Abb. 6.7, links-unten). Allerdings ist der Abstand des virtuellen Gleichgewichtspunktes bei einem Roboter, dessen elastische Elemente eine lineare Kennlinie haben, sehr viel größer als beim Muskel-Sehnen-Apparat. Auf Grund der nichtlinearen elastischen Eigenschaften steigt die Kraft in den Muskeln bei einer Auslenkung sehr schnell an, so dass störende Kräfte schneller kompensiert werden. Der größere Abstand zwischen aktueller Position und Gleichgewichtspunkt wirkt sich entsprechend nachteilig auf die Performance des Roboters aus, da kleine Änderungen in der aktuellen Position größere Änderungen im virtuellen Gleichgewichtspunkt verlangen.

6.3 Wege zum Gleichgewichtspunkt

Wie in Abschnitt 5.6 beschrieben existieren verschiedene Methoden, um eine Bewegung von einer Start- zu einer Zielposition durchzuführen. Während in den meisten Arbeiten

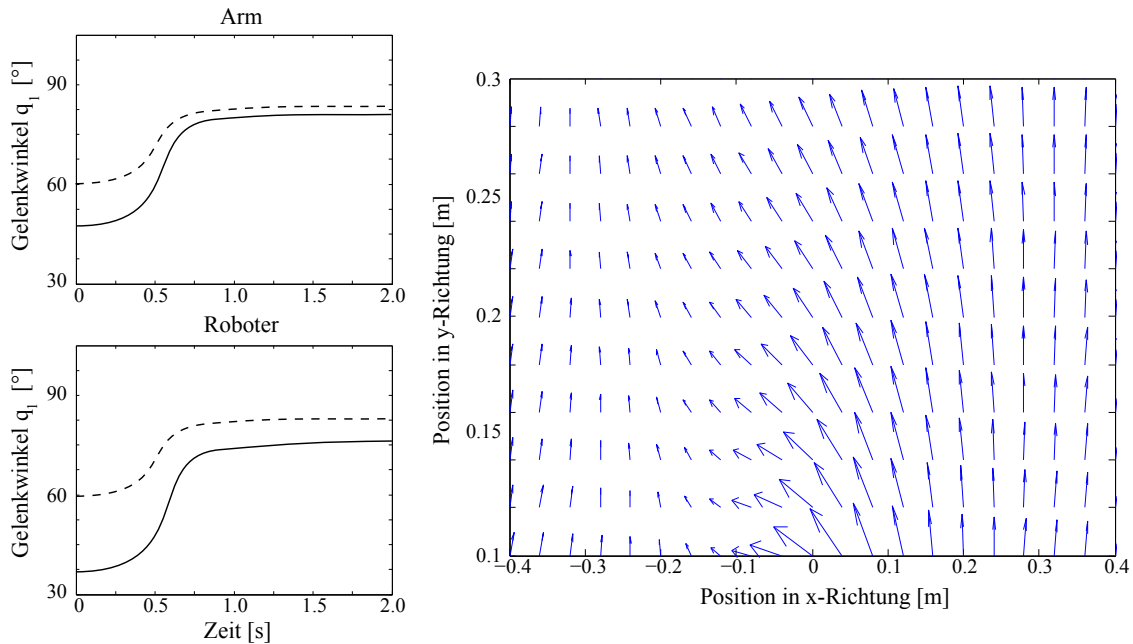


Abbildung 6.7: **Links:** Abweichung von Sollwinkel (gestrichelt) und Istwinkel (durchgezogen) im ersten Gelenk im biologischen Armmodell (oben) und im elastischen Roboterarmmodell (unten). **Rechts:** Kompensation der Gravitation; die Vektoren geben die nötige Verschiebung des Gleichgewichtspunktes an.

in der Literatur eine gleichmäßige Verschiebung des Gleichgewichtspunktes verwendet wird, wird gelegentlich ein gradientenbasiertes Verfahren vorgestellt, welches nur auf der Geometrie des Arms beruht [48, 151].

6.3.1 Next-State-Planer mittels Potentialfeldern

Ausgehend von gradientenbasierten Verfahren werden in den hier vorgestellten Versuchen Bewegungen nicht mehr nur auf Basis der geometrischen Eigenschaften geplant, sondern mit Hilfe der beschriebenen Potentialfelder. Da durch die Potentialfelder ein Teil der Dynamik des Systems berücksichtigt wird, ist zu erwarten, dass die so geplanten Trajektorien eine bessere Performance zeigen als Bewegungen, die nur die kinematische Struktur berücksichtigen oder nur durch eine lineare Interpolation der Muskelaktivitäten erzeugt wurden.

Da mit einer gradientenbasierten Methode von einem gegebenen Systemzustand ausge-

hend nur jeweils der nächste Schritt berücksichtigt wird, werden sie in der biologischen Literatur oft als *Next-State-Planer* bezeichnet. Dieser Ansatz bezieht sich vor allem darauf, dass eine Trajektorie nicht als Ganzes geplant werden muss, sondern dass eine Bewegung erzeugt werden kann, indem nur jeweils die nächste Bewegungsphase definiert werden. So kann sich die Bewegung bei einer spontanen Änderung des Zielpunktes selbstständig anpassen und muss nicht von Grund auf neu geplant werden [132].

In Verbindung mit der Gleichgewichtspunkttheorie lässt sich so eine sehr einfache Form der Bewegungssteuerung entwickeln. Durch die Vorgabe eines virtuellen Gleichgewichtspunktes wird auf Grund der in den Muskeln erzeugten Kräfte eine Bewegung in Richtung des Gleichgewichtspunktes erzeugt. Wird der virtuelle Gleichgewichtspunkt nun verschoben, bevor der Punkt erreicht wurde, wird die Bewegung in die durch den neuen Gleichgewichtspunkt vorgegebene Richtung fortgesetzt.

Steilster Abstieg

Ausgehend von einem Potentialfeld, das durch den Gleichgewichtspunkt am Ziel einer Bewegung definiert ist, wird der virtuelle Gleichgewichtspunkt in Richtung des negativen Gradienten verschoben. In einem ersten Ansatz werden die einzelnen Schritte, die das Optimierungsverfahren gemacht hat, benutzt und in äquidistanten Zeitschritten abgefahren. Da die Schritte jedoch immer kleiner werden, je näher man dem Gleichgewichtspunkt kommt, ist dieses Vorgehen nicht sehr effektiv (Abb. 6.8, A).

Eine zweite Möglichkeit ist es, die durch den negativen Gradienten vorgegebene Strecke mit einer konstanten Geschwindigkeit oder, wenn man die Länge der Strecke kennt, mit einem bestimmten Geschwindigkeitsprofil abzufahren. Nachteil dieser Methode ist jedoch, dass nur die Richtung des Gradienten ausgenutzt wird, aber die wesentliche Eigenschaft, die Steigung und damit die Kraft, die an dem Punkt wirkt, vernachlässigt wird. Durch die Trägheit des Bewegungssystems entsteht in jedem Punkt eine Kraft, die der Abweichung der aktuellen Position des Endeffektors von dem aktuell vorgegebenen, virtuellen Gleichgewichtspunkt entspricht (Abb. 6.8, B).

Um eine Kraft zu erzeugen, die der Steigung des Gradienten entspricht, wurde der virtuelle Gleichgewichtspunkt, ausgehend von einem Punkt auf der Bahn des Gradienten, in Richtung des negativen Gradienten, verschoben, wobei der Betrag des Gradienten ein Maß für die Entfernung des virtuellen Gleichgewichtspunktes ist. Je weiter sich der virtuelle Gleichgewichtspunkt dem Zielpunkt nähert, desto kleiner wird der Gradient und desto mehr stimmen virtueller und echter Gleichgewichtspunkt überein (Abb. 6.8, C).

Die verschiedenen Methoden wurden in der Simulation des zweigelenkigen Modells des

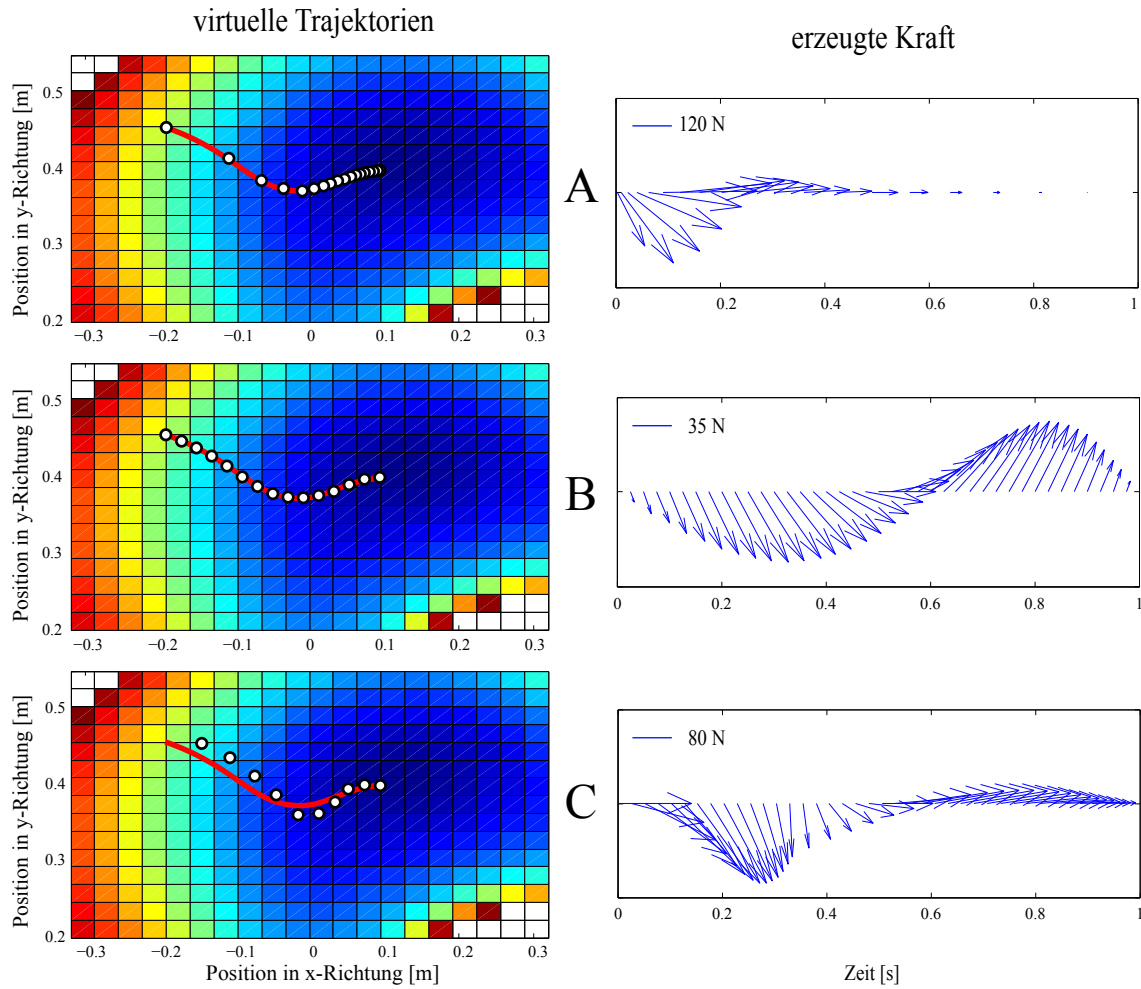


Abbildung 6.8: Unterschiedliche Eigenschaften virtueller Trajektorien: **Links:** Verlauf des Gradienten von $(-0.2/0.45)$ nach $(0.1/0.4)$. Die Punkte markieren den Verlauf der Trajektorien von virtuellen Gleichgewichtspunkten, welche durch den steilsten Abstieg (A), eine äquidistante Unterteilung (B) oder die Verschiebung des Gleichgewichtspunktes (C) entstehen. **Rechts:** Die Kraft, die durch den Unterschied zwischen virtuellem Gleichgewichtspunkt und Endeffektorposition entsteht.

menschlichen Arms untersucht. Abbildung 6.8 zeigt eine Auswahl an virtuellen Trajektorien.

Quasi-Newton-Verfahren

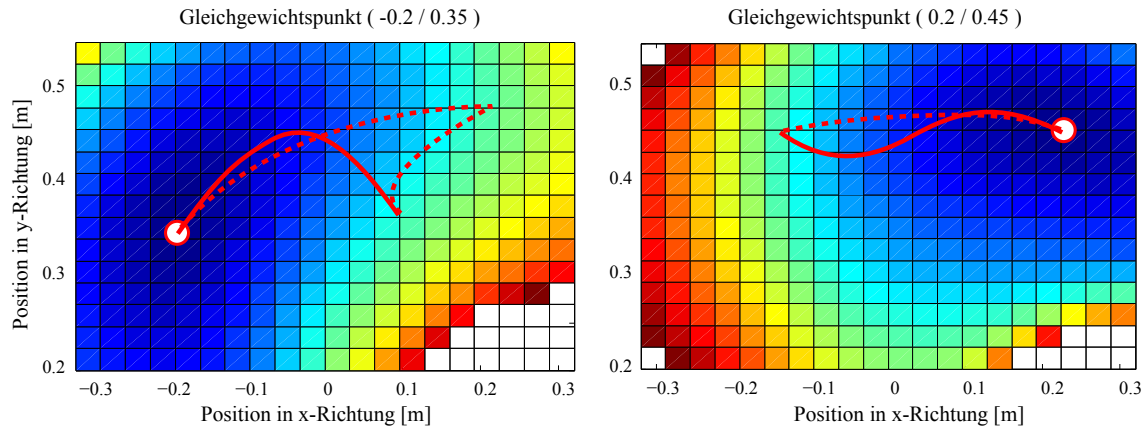


Abbildung 6.9: Vergleich der verschiedenen Methoden, um den Weg zum Gleichgewichtspunkt zu berechnen. Durchgezogene Linie: Methode des steilsten Abstiegs. Gepunktete Linie: Quasi-Newton-Verfahren. Auf dem linken Bild befindet sich der Gleichgewichtspunkt in $(-0.2/0.34)$ und der Startpunkt der Bewegung in $(0.1/0.35)$, im rechten Bild befindet sich der Gleichgewichtspunkt in $(0.2/0.45)$ und der Startpunkt der Bewegung in $(0.15/0.45)$. Im linken Bild ist ein Beispiel dargestellt, bei dem das Quasi-Newton-Verfahren eine unbrauchbare Trajektorie liefert. Auch wenn die Trajektorie des Quasi-Newton-Verfahrens im rechten Bild besser zu sein scheint, spiegelt sie nicht mehr direkt den Gradienten des Potentialfeldes, und damit die wirkenden Kräfte wieder.

Während der negative Gradient des Potentialfeldes einen eindeutigen Bezug zu einer dynamischen Eigenschaft des Systems hat, existiert für den Weg, den ein Newton-Verfahren bei seiner Suche beschreibt, kein solcher Bezug. Es ist deshalb zu bezweifeln, dass eine Bewegungen entlang der durch ein Newton-Verfahren gefundenen Punkte einen Vorteil mit sich bringt.

Zu dem Quasi-Newton-Verfahren selbst lässt sich sagen, dass die durchschnittliche Anzahl an Iterationen, die benötigt werden, um das Minimum zu finden, geringer ist als bei der Methode des steilsten Abstiegs. Allerdings führt das Quasi-Newton-Verfahren von bestimmten Startpunkten aus zu keinen *glatten* Wegen zum Minimum, die als Trajektorie umgesetzt werden können, oder läuft in einigen Situationen sogar das Potentialfeld hinauf (Abb. 6.9, links). Dies scheint vor allem dann der Fall zu sein, wenn sich der Aus-

ganspunkt, in der Nähe eines Sattels befindet. Auch die Änderung der Schrittweite kann dieses Problem nicht beheben. In den gängigen Implementierungen des Quasi-Newton-Verfahrens wird dieses Problem umgangen, indem ein Schritt nach einem anderen Optimierungsverfahren durchgeführt wird und danach wieder das Quasi-Newton-Verfahren angewandt wird. In einigen Fällen werden vom Quasi-Newton-Verfahren auch zu große Schritte gemacht, so dass eine Auswertung eines Punktes, welcher außerhalb des Arbeitsbereichs des Armmodells liegt, nötig wäre. In solchen Fällen kann durch Verringerung der Schrittweite das Verfahren wieder in den gültigen Bereich geholt werden. Allerdings sind die so entstandenen Wege ebenfalls nicht für die Planung einer Bewegung geeignet.

Generell ist zu beobachten, dass die vom Quasi-Newton-Verfahren erzeugten Wege in den meisten Fällen geradlinig zum Gleichgewichtspunkt führen und nur eine geringe Krümmung aufweisen. In Simulationen mit neun verschiedenen Gleichgewichtspunkten und je zwölf Startpositionen, zeigte sich von den 74 verwertbaren Trajektorien nur kleine Unterschiede im Vergleich zu einfachen Bewegungen, die linear in Weltkoordinaten interpoliert wurden (Abb. 6.11).

Kürzester Weg

Während sich die gesuchte Trajektorie bei den beiden vorangegangenen Verfahren automatisch aus der Beschaffenheit des Potentialfeldes oder durch die *Suche* nach dem Gleichgewichtspunkt ergab, wird bei der Bestimmung des kürzesten Weges der Weg selbst optimiert. Durch eine Anpassung mehrerer Stützstellen, die den Verlauf der Trajektorie beschreiben, wird die Form der Trajektorie so lange verändert, bis ein gesuchtes Optimierungskriterium erfüllt ist. Der Nachteil hierbei ist wie bei anderen Steuerungsansätzen, bei denen die Trajektorie als Ganzes geplant wird, dass bei Änderung der Bewegungszielposition die komplette Trajektorie neu berechnet werden muss. Ein Beispiel für einen solchen Weg ist in Abbildung 6.11 (mittlere Spalte) dargestellt.

Vergleich der Bewegungen

In den Abbildungen 6.10 und 6.11 werden die Simulationsergebnisse zu den hier beschriebenen Methoden gegenübergestellt und mit linear interpolierten Bewegungen und einer zeitoptimalen Bewegung, berechnet nach den Methoden von Stelzer [140], verglichen. Die Zeit T gibt jeweils an, nach welcher Zeit die verschiedenen Bewegungen ihre Zielposition erreichen konnten. Je nach Größe der Schrittweite oder Abstand der Stützstellen, können die benötigten Zeiten leicht variieren.

Es wurden zunächst unterschiedliche Punkt-zu-Punkt-Bewegungen im ganzen Arbeitsbereich ausgeführt, indem eine Trajektorie mit definierter Länge vorgegeben wurde. Es stellte sich heraus, dass Bewegungen, die der virtuellen Trajektorie des steilsten Abstiegs folgten, im Durchschnitt weniger Energie benötigten. Legt man das Integral der quadrierten Muskelaktivierungen als Maß für die benötigte Energie an, wird mit der Methode des steilsten Abstiegs im Durchschnitt 13% weniger Energie benötigt. Der Energieverbrauch bei den anderen Trajektorien unterschied sich in den meisten Fällen nur um wenige Prozent voneinander.

In einem zweiten Schritt wurde die Dauer der Trajektorien so lange reduziert, bis die maximal möglichen Muskelspannungen erreicht wurden. Je nach Arbeitsbereich konnten für das Modell des zweigelenkigen menschlichen Arms mit der Methode des steilsten Abstiegs Verbesserungen der Bewegungsdauer um bis zu 20% gezeigt werden. Nur in seltenen Fällen erwies sich die virtuelle Verschiebung des Gleichgewichtspunktes als schlechter. Dies war in der Regel immer dort der Fall, wo die virtuelle Trajektorie Punkte außerhalb des Arbeitsbereichs vorgab. Obwohl das im Prinzip kein Problem darstellt, können die so erreichten hohen Steifigkeiten der Muskeln die Bewegung negativ beeinflussen.

Auch bei elastischen Robotern (Abb.6.1, rechts) können die elastischen Eigenschaften als Potentialfeld dargestellt werden. Auf Grund der linearen Federkennlinien und der Tatsache, dass konstruktionsbedingt nur eine Feder pro Gelenk und Antrieb vorhanden ist, sind die Konturen des Potentialfelds jedoch stärker ausgeprägt (z. B. Abb. 5.4, unten), während das Potentialfeld im Modell des menschlichen Arms auf Grund der nichtlinearen Eigenschaften der Muskeln eine weichere Kontur (z. B. Abb. 5.7).

Auf Grund der ähnlichen Struktur und der Konvexität des Potentialfeldes lassen sich die beschriebenen Methoden ohne weiteres anwenden. Ein entscheidender Punkt ist dabei jedoch, dass der biologische Bewegungsapparat auf Grund seines Muskel-Sehnen-Apparates bereits eine stabilisierende Wirkung besitzt, so dass im Roboter die Planung der Bewegungen auf der Feedback-Linearisierung des Roboters aufbauen sollte. Es konnte zwar gezeigt werden, dass auch der nichtlinearisierte Roboter mit der virtuellen Trajektorie gesteuert werden konnte, allerdings konnten auf Grund der großen Einflussnahme der Regelung keine eindeutigen Aussagen gemacht werden. Bei einem feedback-linearisierten Roboter konnten dagegen in vielen Fällen Verbesserungen gezeigt werden. Allerdings wirken sich die Verbesserungen nur im Bereich unter 10% aus.

6.3.2 Optimalität der Bewegungen

Für das Modell des menschlichen Arms und das Modell des elastischen Roboters werden verschiedene zeit- und energieoptimale Bewegungen, welche mit Hilfe der Methoden zur

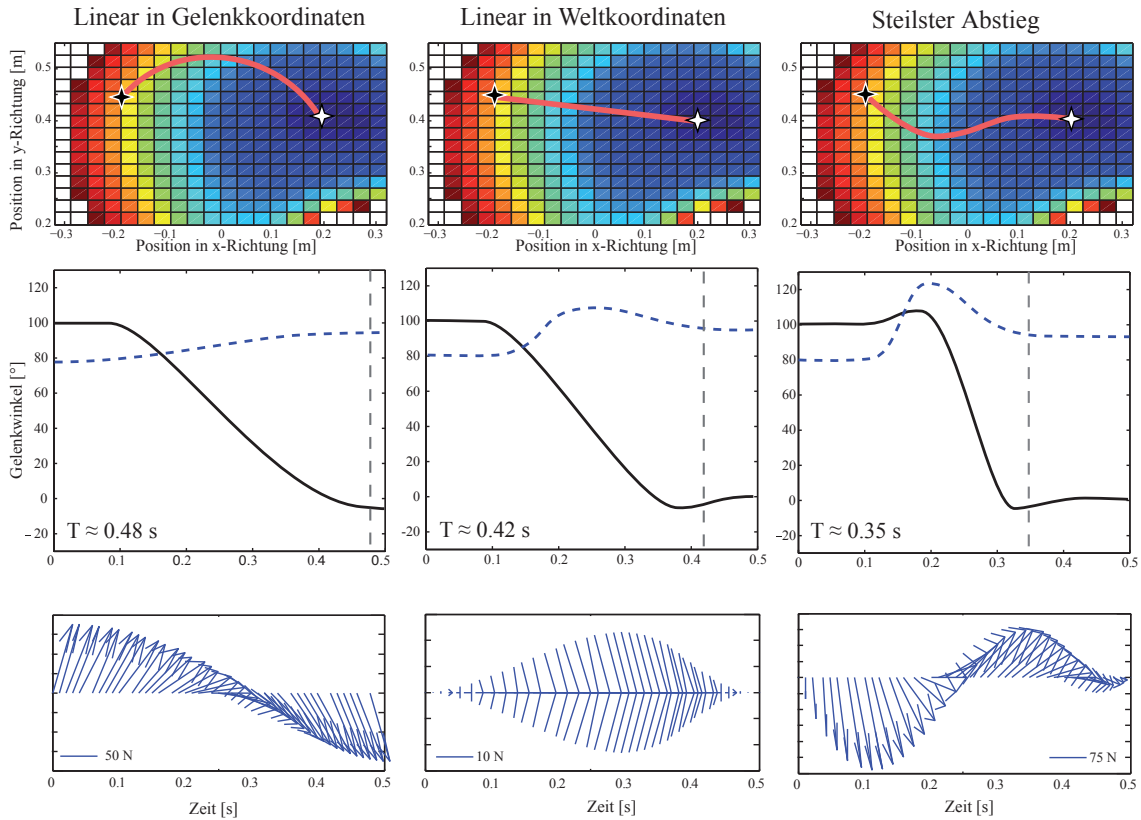


Abbildung 6.10: Vergleich verschiedener Trajektorien zum Verschieben des Gleichgewichtspunktes von $P_1 : (-0.3/0.2)$ nach $P_2 : (0.3/0.2)$ beim menschlichen Armmodell. In der obersten Zeile sind die Bahnen der virtuellen Trajektorien angegeben. In der zweiten Zeile werden die daraus resultierenden realen Gelenkwinkelverläufe dargestellt (durchgezogen: 1. Gelenk, gestrichelt: 2. Gelenk). In der untersten Zeile ist die normierte Kraft dargestellt, die der virtuelle Gleichgewichtspunkt verursacht. Durch Trajektorien, die aus dem Potentialfeld abgeleitet wurden (rechte Spalte), können wesentlich schnellere Bewegungen erzeugt werden kann als mit den herkömmlichen Verfahren, wie an der Zeit $T = 0.35s$ der exemplarischen Bewegung zu erkennen ist.

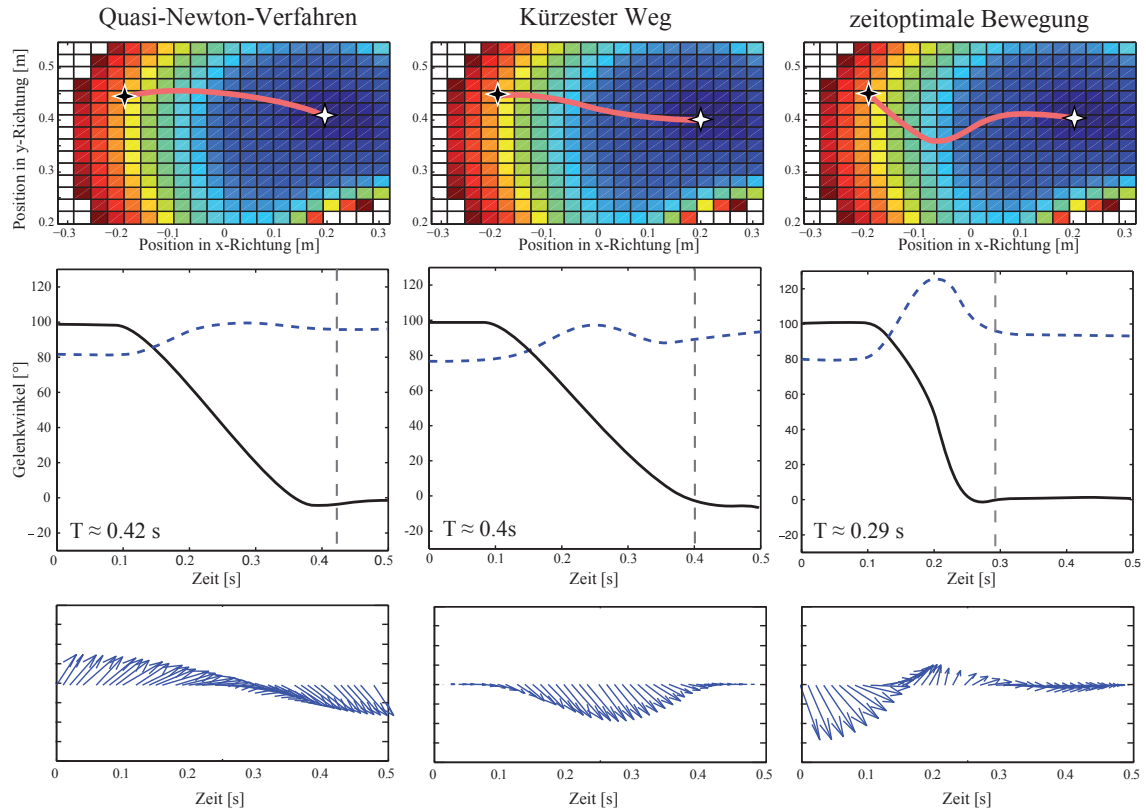


Abbildung 6.11: Vergleich verschiedener Trajektorien zum Verschieben des Gleichgewichtspunktes von $P_1 : (-0.3/0.2)$ nach $P_2 : (0.3/0.2)$ beim menschlichen Armmodell. In der obersten Zeile sind die Bahnen aus dem Quasi-Newton-Verfahren, aus der Bestimmung des kürzesten Weges und einer zeitoptimalen Bewegung (nach [140]) dargestellt. In der zweiten Zeile werden die dazugehörigen Gelenkwinkelverläufe dargestellt (durchgezogen: 1. Gelenk, gestrichelt: 2. Gelenk). In der untersten Zeile ist die normierte Kraft dargestellt, die der virtuelle Gleichgewichtspunkt verursacht. Im Vergleich der zeitoptimalen Bewegung mit der Bewegung die durch den Steilsten Abstieg vorgegeben wurde (Abb. 6.10, rechte Spalte) ergibt sich sowohl im Verlauf der Trajektorie also auch in der Bewegungszeit eine relativ gute Übereinstimmung.

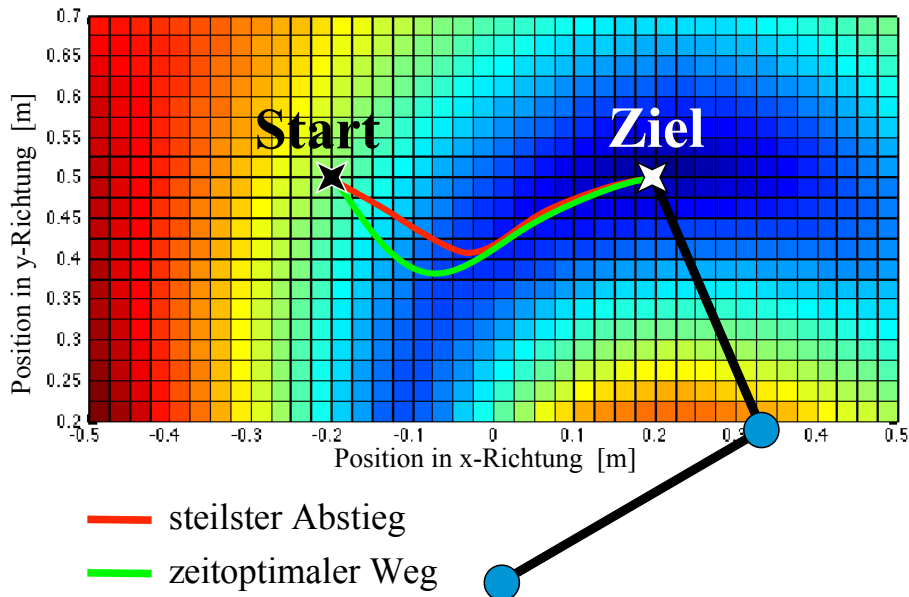


Abbildung 6.12: Vergleich von zeitoptimaler Trajektorie und dem Weg, der durch den Gradienten des Potentialfelds vorgegeben ist. Bei vielen Bewegungen existiert eine relativ gute Übereinstimmung der Trajektorien. Fast in allen Fällen, in denen sich die Trajektorien ähneln, stimmen die jeweils zweiten Teile der Bewegungen sehr gut miteinander überein.

Optimalsteuerung aus [140] berechnet wurden, mit den Bahnen verglichen, die aus den Potentialfeldern abgeleitet werden können.

Zeitoptimale Punkt zu Punkt Bewegungen

Es werden zwölf Punkte im Arbeitsraum der Modelle gewählt die als Start- und Endpunkt der Bewegungen dienen. Der Weg des steilsten Abstieges gibt in vielen Fällen (in 94 der 132 untersuchten Bewegungen) eine Bahn vor, die eine qualitativ gute Ähnlichkeit zu zeitoptimalen Bewegungen aufweist, wie in Abbildung 6.12 dargestellt ist. Da der steilste Abstieg die maximale Kraft darstellt, die in dem entsprechenden Punkt auf den Bewegungsapparat wirkt, ist anzunehmen, dass bei einer optimalen Bewegung dieses Wissen über die Dynamik ausnutzt wird, um das System zu beschleunigen. Während die Wege entlang des Gradienten vor allem im zentralen Arbeitsbereich eine hohe Ähnlichkeit zu zeitoptimalen Bewegungen aufweisen, unterscheiden sich Trajektorien in den Bereichen, in denen die passiven Muskelkräfte überwiegen, stärker von optimalen Bewegungen.

Auch wenn die Trajektorien nicht genau mit zeitoptimalen Bewegungen übereinstimmen, konnte, wie im vorigen Kapitel dargestellt, eine Verbesserung der Bewegungsgeschwindigkeit erreicht werden, wenn der virtuelle Gleichgewichtspunkt auf Basis des Gradienten bestimmt wird.

Optimierung der Drei-Phasen-Aktivierung

Viele biologische Bewegungen werden durch typische dreiphasige Aktivierungssignale geregelt bzw. gesteuert. Die drei Phasen lassen sich sowohl bei dem Zusammenwirken verschiedener Reflexe als auch bei der reinen Steuerung, wie sie bei ballistischen, feedforward gesteuerten Bewegungen auftreten, beobachten. Auch bei der Simulation und Optimierung von biologischen Bewegungen treten Drei-Phasen-Aktivierungen auf [140].

Da durch die Eigenschaften der Muskeln eine teilweise Linearisierung des Bewegungsapparates erfolgt, ist es möglich, mit relativ geringem Aufwand eine Form der Bang-Bang-Steuerung zu implementieren. Unter der Annahme, dass diese drei Phasen durch eindeutige Umzeitschaltpunkte getrennt sind und jede der Phasen eine einheitliche Höhe besitzt, kann die Anzahl der zu optimierenden Parameter je Muskel auf sechs begrenzt werden. Um die Parameter für die Erzeugung einer zeitoptimalen Bewegung zu berechnen, werden die Parameter mit Standardverfahren der Optimierung (z. B. Methode der kleinsten Quadrate) angepasst.

Durch die Optimierung dieser 36 Parameter können, wie in Abbildung 6.13 (unten) dargestellt für eine Auswahl weniger Parameter, Bewegungen erzeugt werden, welche die Geschwindigkeit von zeitoptimalen Bewegungen erreichen. Während die Berechnung der zeitoptimalen Trajektorie nach [140] mehrere Stunden in Anspruch nimmt, kann die Anpassung der Parameter auf der selben Rechenplattform in unter 30 Minuten erfolgen.

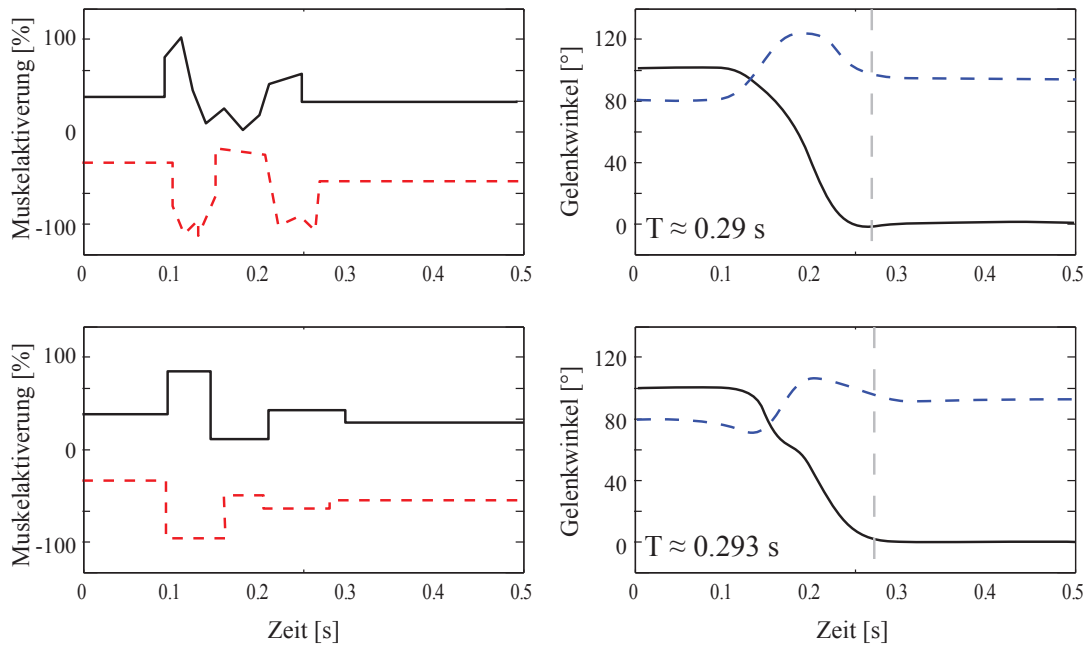


Abbildung 6.13: Vergleich der typischen Drei-Phasen-Aktivierung im menschlichen Armmodell. In der oberen Zeile sind die Muskelaktivierungen und Gelenkwinkelverläufe einer zeitoptimalen Bewegung (nach [140]) dargestellt. In der unteren Zeile die Aktivierungen und Gelenkwinkelverläufe für eine parametrisierte Bang-Bang-Steuerung, wie auf der vorigen Seite beschrieben. **Links:** Aktivierungen der antagonistischen Muskeln m_1 und m_2 , die für die Bewegungen des ersten Gelenks (Schultergelenks) verantwortlich sind. Gut zu erkennen ist die vergleichbare Abfolge der dreiphasigen Muskelaktivierung. **Rechts:** Gelenkwinkelverlauf der Bewegung. Der Zielwert wird in beiden Fällen nach ca. 0.29 Sekunden erreicht.

7 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurden verschiedene Konzepte der Gleichgewichtspunkttheorie untersucht und die Erkenntnisse auf die Regelung und Steuerung von elastischen Roboterarmen übertragen.

Die Bewegungssteuerung biologischer Systeme diente schon oft als Vorbild für Regelungs- und Steuerungskonzepte in technischen Systemen. Für eine genaue simulationsbasierte Analyse der Funktionen der biologischen Bewegungssteuerung wurde ein Mehrkörperdynamiksimulationsmodell eines menschlichen Arms erstellt. Neben der kinematischen Struktur wurde vor allem Wert auf die Modellierung der Eigenschaften des Muskel-Sehnen-Apparates gelegt. Sowohl die physiologischen Eigenschaften der Muskeln als auch die wirkenden Hebelarme wurden berücksichtigt und mit Werten aus der Literatur validiert. Die fertigen Modelle wurden in Form einer modularen Bibliothek implementiert, wodurch die Wiederverwendbarkeit und Wartbarkeit verbessert werden kann.

Unter Verwendung der gleichen kinetischen Struktur wurden in der Simulation die Übertragungsmöglichkeiten der vorgestellten Methoden der Gleichgewichtspunkttheorie auf einen elastisch angetriebenen Roboterarm untersucht. Analog zu den Muskeln wurde ein Motormodell entwickelt und die elastische Kopplung zwischen Motoren und Robotergliedern implementiert. Als Voraussetzung für eine Übertragung wurde zuerst die allgemeine Vergleichbarkeit eines elastischen Roboters mit der elastischen Kopplung im Muskel-Sehnen-Apparat untersucht. Als weiteres Modell und Vorstufe zu einer möglichen Implementierung der biologisch inspirierten Regelungs- und Steuerungskonzepte auf einem elastischen Roboter wurde ein existierendes Modell des elastisch angetriebenen Roboters *BioRob* in die Simulation eingebunden.

Als ein wesentliches Merkmal der biologischen Bewegungssteuerung wurden die Eigenschaften und die Interaktion der Muskeln simulationsbasiert untersucht. Es wurde die Hypothese aufgestellt, dass die Kombination der intrinsischen Eigenschaften der Muskeln im Bewegungsapparat und ihre Abhängigkeiten von dem aktuellen Systemzustand einen ähnlichen Einfluss auf die Regelung einer Bewegung haben wie eine Feedback-Linearisierung. Es wurden zwei wesentliche Eigenschaften untersucht. Auf der einen

Seite wurden die von den Muskeln erzeugten Kräfte mit den Effekten einer Feedback-Linearisierung verglichen, mit dem Ergebnis, dass es zwar eine qualitative Übereinstimmung gibt, je nach Systemzustand die Eigenschaften von Muskeln und Feedback-Linearisierung aber auch stark voneinander abweichen können. Auf der anderen Seite wurden die Auswirkungen in Form der erzeugten Bewegung verglichen und eine deutliche Verbesserung der Regelgüte festgestellt. Es lässt sich somit vermuten, dass auch wenn der Muskel-Sehnen-Apparat kein genaues Dynamikmodell des Bewegungsapparates darstellt, die rudimentäre Repräsentation der dynamischen Eigenschaften ausreicht, um eine Verbesserung der Regelgüte zu gewährleisten, wobei die allgemeine Gültigkeit dieser Vermutung noch an mehreren kinematischen Modellen untersucht werden muss.

Als Ergänzung zu diesen Ergebnissen konnte gezeigt werden, dass durch eine algorithmische Optimierung der Muskelaktivitäten in Abhängigkeit vom Arbeitspunkt sowohl die Ähnlichkeit der von den Muskeln und der Feedback-Linearisierung erzeugten Kräfte als auch die Regelgüte verbessert werden konnten. Auch eine Anpassung an verschiedene Lasten war so möglich.

Zur Untersuchung der Gleichgewichtspunkttheorie wurden zunächst in einem Überblick die gängigen Regelungs- und Steuerungskonzepte aus den Ingenieurwissenschaften vorgestellt, wobei bei den Regelungskonzepten vor allem solche Konzepte berücksichtigt wurden, die auch bei der Regelung von elastischen Robotern zum Einsatz kommen. Durch einen direkten Vergleich der verschiedenen Modelle der Gleichgewichtspunkttheorie wurden die regelungstechnischen Eigenschaften der einzelnen Modelle analysiert und gegenübergestellt. Bekannte Ergebnisse aus der Literatur konnten so in einem neuen Kontext dargestellt werden.

Ausgehend von einer Beschreibung der Potentialfelder, wie sie in biologischen Systemen zu finden sind, wurden verschiedene Erweiterungen vorgestellt, durch die die potentielle Energie im Gravitationsfeld und die kinetische Energie ebenfalls als Potentialfeld dargestellt werden können. Durch eine Kombination dieser Felder ist eine vollständige Repräsentation der dynamischen Eigenschaften eines Systems möglich, welche zur Vorsteuerung einer Bewegung eingesetzt werden kann. Des Weiteren wurde gezeigt, wie durch zusätzliche Felder ein Erlernen neuer dynamischer Eigenschaften erfolgen kann, indem die Aktivierungen der Muskeln in Abhängigkeit von der Position angepasst werden.

Es wurde diskutiert, in welcher Form eine Übertragung dieser Repräsentation der Dynamik auf einen elastischen Roboter erfolgen kann. Die Grundidee des biologischen Systems, eine fehlerhafte Feedback-Linearisierung durch eine adaptive Vorsteuerung anzupassen, wurde umgesetzt und in der Simulation an einem elastischen Robotern getestet.

Neben der Verwendung der Potentialfelder zur Anpassung der Feedback-Linearisierung wurden verschiedene neue Methoden diskutiert, wie mit Hilfe der Potentialfelder Trajektorien geplant werden können. Es konnte gezeigt werden, dass in vielen Fällen eine virtuelle Trajektorie, die dem negativen Gradienten in einem Potentialfeld folgt, eine bessere Regelgüte aufweist als Trajektorien, die mit den aus der Literatur bekannten Methoden erstellt wurden. Auch in der Simulation des elastischen Roboters ließen sich leichte Verbesserungen erzielen. Das zur Berechnung verwendete Potentialfeld wurde durch die in den Federn gespeicherte Energie ermittelt. Es zeigte sich jedoch, dass sich auf Grund der linearen Eigenschaften der Federn in einigen Fällen ungünstigere Trajektorien ergaben als mit den Standardmethoden, z. B. der linearen Interpolation in Gelenkkoordinaten oder in kartesischen Koordinaten.

Als Alternative zu den im Potentialfeld geplanten Trajektorien konnte gezeigt werden, dass durch die Reduzierung der Steuerungsvariablen und unter der Annahme eines durch die Muskeleigenschaften linearisierten Systems eine einfache Optimierung von Bewegungen möglich war. Durch die Optimierung der Umschaltunkte und der Muskelaktivierung konnte für ein einfaches Drei-Phasen-Signal sowohl zeitoptimale als auch energieoptimale Bewegungen erzeugt werden, welche eine qualitative Ähnlichkeit mit natürlichen Bewegungen aufweisen und auch zu den Bewegungen, die mit dem Verfahren von Stelzer optimiert wurden. Der Rechenaufwand dieser Optimierung lag um bis zu einer Größenordnung unter der des verglichenen Verfahrens.

Die hier vorgestellten Ergebnisse zeigen deutlich, dass die Analyse biologischer Systeme mit den Methoden der Ingenieurwissenschaften ein neues Verständnis der ablaufenden Prozesse ermöglichen kann. Die regelungstechnische Analyse des biologischen Bewegungsapparates und der Bewegungssteuerung hilft, die in biologischen Systemen nicht immer klar zu trennenden Strukturen zur Regelung und Steuerung von Bewegungen zu identifizieren.

In weiterführenden Arbeiten könnten die Modelle des Muskel-Sehnen-Apparates erweitert werden, da z. B. bisher weder Langzeiteffekte wie Muskelermüdungen noch die Verlagerung der Muskelmasse bei einer Kontraktion berücksichtigt worden sind. Auch andere Bewegungen, z. B. das Gehen oder Springen, könnten untersucht werden. Des Weiteren könnte untersucht werden, inwieweit die hier vorgestellten Prinzipien auch für andere biomechanische Systeme gelten und welche generellen Anforderungen ein biomechanisches System erfüllen muss, um mit den Methoden der Gleichgewichtspunkttheorie gesteuert und geregelt werden zu können. Durch eine Untersuchung verschiedener Systeme könnte so zum einen die Gleichgewichtspunkttheorie weiter bestätigt werden, zum anderen eine allgemeine Formulierung der vorgestellten Methoden ermöglicht werden.

Ein weiterer Aspekt, der in zukünftigen Arbeiten behandelt werden kann, ist die Übertragung der vorgestellten Methoden auf reale Systeme, z. B. auf den elastisch angetriebenen Roboter *BioRob*, der bereits in der Simulation untersucht wurde. Durch die Anpassung der Methoden an die verwendete Hardware und unter Berücksichtigung der besonderen Eigenschaften eines realen Roboters ließe sich ein bioanalogenes, technisches Bewegungssystem aufstellen, mit dem die Analyse und Interpretation von biologischen Bewegungen auch experimentell möglich wäre.

Literaturverzeichnis

- [1] T. Alban. *Dynamische Roboterkalibrierung zur Erhöhung der Bahngenauigkeit*. PhD thesis, Universität des Saarlandes, 2001.
- [2] A. Albu-Schäffer and G. Hirzinger. State feedback controller for flexible joint robots: A globally stable approach implemented on dlr's light-weight robots. In *Proc. of the 2000 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2000)*, volume 2, pages 1087–1093, Takamatsu, Japan, Oct. 31 - Nov. 5 2000.
- [3] R. Balasubramaniam and M. T. Turvey. *Forty years of the Equilibrium point hypothesis*, chapter The λ -Based Equilibrium Point (EP) Hypothesis 1990-1999, pages 375–378. Tristar: Quebec, 2005.
- [4] G. A. Bekey and R. Tomovic. Robot control by reflex actions. In *Proc. of the 1986 Int. Conf. on Robotics and Automation*, volume 3, pages 240–247, 1986.
- [5] A. Bicchi and G. Tonietti. Design, realization and control of soft robot arms for intrinsically safe interaction with humans. In *Proc. of the IARP/RAS Workshop on Technical Challenges for Dependable Robots in Human Environments*, pages 79–87, Oct. 2002.
- [6] A. G. Billard and A. J. Ijspeert. Biologically inspired neural controllers for motor control in an quadruped robot, 2000.
- [7] E. Bizzi, N. Accornero, W. Chapple, and N. Hogan. Arm trajectory formation in monkeys. *Experimental Brain Research*, 46(1):139–143, April 1982.
- [8] E. Bizzi, N. Accornero, W. Chapple, and N. Hogan. Posture control and trajectory formation during arm movement. *The Journal of Neuroscience*, 4:2738–2744, 1984.
- [9] E. Bizzi, N. Hogan, F. A. Mussa-Ivaldi, and S. F. Giszter. Does the nervous system use equilibrium-point control to guide single and multiple joint movements. *Behavioral and Brain Sciences*, 15:603–613, 1992.

- [10] R. Blickhan, A. Seyfarth, H. Geyer, S. Grimmer, H. Wagner, and M. Günther. Intelligence by mechanics. *Philosophical Trans. of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 365(1850):199–220, Jan. 15 2007.
- [11] M. Blix. Die länge und die spannung des muskels. *Skandinavisches Archiv für Physiologie*, 3:295–318, 1892.
- [12] I. Boblan, R. Bannasch, H. Schwenk, F. Prietzel, L. Miertsch, and A. Schulz. *Embodied Artificial Intelligence*, volume 3139/2004 of *Lecture Notes in Computer Science*, chapter A Human-Like Robot Hand and Arm with Fluidic Muscles: Biologically Inspired Construction and Functionality, pages 160–179. Springer Berlin / Heidelberg, July 2004.
- [13] I. E. Brown, E. J. Cheng, and G. E. Loeb. Measured and modeled properties of mammalian skeletal muscle: II. the effects of stimulus frequency on force-length and force-velocity relationships. *Journal of Muscle Research and Cell Motility*, 20(7):627–643, Oct. 1999.
- [14] I. E. Brown and G. E. Loeb. Measured and modeled properties of mammalian skeletal muscle: I. the effects of post-activation potentiation on the time course and velocity dependencies of force production. *Journal of Muscle Research and Cell Motility*, 20(5-6):443–456, August 1999.
- [15] C.-P. Chou and B. Hannaford. Measurement and modeling of mckibben pneumatic artificial muscles. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 12(1):90–102, February 1996.
- [16] D. J. Clapa, E. A. Croft, and A. J. Hodgson. Equilibrium point control of a 2-dof manipulator. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control*, 128(1):134–141, Mar. 2006.
- [17] F. Clarac. Some historical reflections on the neural control of locomotion. *Brain Research Reviews*, 57(1):13–21, January 2008.
- [18] J. D. Cooke and V. A. Diggles. Rapid error correction during human arm movements: evidence for central monitoring. *Journal of Motor Behavior*, 16(4):348–363, December 1984.
- [19] J. J. Craig. *Introduction to Robotics: Mechanics and Control*. Prentice Hall, 3 edition, 2003.

- [20] H. Cruse, T. Kindermann, M. Schumm, J. Dean, and J. Schmitz. Walknet - a biologically inspired network to control six-legged walking. *Neural Networks*, 11:1435–1447, 1998.
- [21] F. Daerden and D. Lefeber. Pneumatic artificial muscles: actuators for robotics and automation. *European Journal of Mechanical and Environmental Engineering*, 47(2):10–21, 2002.
- [22] A. De Luca. Feedforward / feedback laws for the control of flexible robots. In *Proc. of the 2000 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA '00)*, pages 233–240, San Francisco, CA, USA, April 2000.
- [23] A. De Luca, A. Isidori, and F. Nicolò. Control of robot arm with elastic joints via nonlinear dynamic feedback. In *Proc. of the 24th IEEE Conf. on Decision and Control*, volume 24, pages 1671–1679, 1985.
- [24] A. De Luca and P. Lucibello. A general algorithm for dynamical feedback linearization of robots with elastic joints. In *Proc. of the 1998 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA '98)*, Leuven, Belgium, May 16-21 1998.
- [25] A. De Luca and P. Tomei. *Theory of Robot Control*, chapter Elastic Joints, pages 179–217. Springer-Verlag, 1996.
- [26] E. de Vlugt, A. C. Schoute, and F. C. T. van der Helm. Identification of intrinsic and reflexive muscle parameters of the human arm in 3d joint space. In *Proc. of the 2004 IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, volume 3, pages 2471–2478, October 10-13 2004.
- [27] E. Eisenberg, T. L. Hill, and Y.-D. Chen. Cross-bridge model of muscle contraction. quantitative analysis. *Biophysical Journal*, 29(2):195–227, February 1980.
- [28] S. Eskiizmirliler, N. Forestier, B. Tondu, and C. Darlot. A model of the cerebellar pathways applied to the control of a single-joint robot arm actuated by mckibben artificial muscles. *Biological Cybernetics*, 86:379–394, 2002.
- [29] A. G. Feldman. *Progress in Motor Control - A Multidisciplinary Perspective*, chapter Origin and Advances of the Equilibrium-Point Hypothesis, pages 637–643. Volume 629 of Sternad [141], 2009.
- [30] A. G. Feldman and M. L. Latash. Afferent and efferent components of joint position sense; interpretation of kinaesthetic illusion. *Biological Cybernetics*, 42(3):205–214, January 1982.

- [31] A. G. Feldman and M. L. Latash. Testing hypotheses and the advancement of science: recent attempts to falsify the equilibrium point hypothesis. *Experimental Brain Research*, 161(1):91–103, Feb. 2005.
- [32] A. G. Feldman and M. F. Levin. *Progress in Motor Control - A Multidisciplinary Perspective*, chapter The Equilibrium-Point Hypothesis – Past, Present and Future, pages 699–726. Volume 629 of *Sernad* [141], 2009.
- [33] D. Filipovic. *Elektrische Antriebe - Regelung von Antriebssystemen*, chapter Schwingungsdämpfung, pages 993–1048. Springer Berlin / Heidelberg, 2009.
- [34] T. Flash. The control of hand equilibrium trajectories in multi-joint arm movements. *Biological Cybernetics*, 57(4-5):257–274, Nov. 1987.
- [35] M. Folgheraiter, G. Gini, M. Perkowski, and M. Pivtoraiko. Adaptive reflex control for an artificial hand.
- [36] I. M. Franks and D. A. Goodman. *Physical Activity Sciences*, chapter Motor control, motor learning, and physical activity, pages 71–80. Human Kinetics, 1992.
- [37] L. A. Frey Law and R. K. Schields. Predicting human chronically paralyzed muscle force: a comparison of three mathematical models. *Journal of Applied Physiology*, 100(3):1027–1036, March 2006.
- [38] K. G. M. Gerritsen, A. J. van der Bogert, M. Huliger, and R. F. Zernicke. Intrinsic muscle properties facilitate locomotor control—a computer simulation study. *Motor Control*, 2(3):206–220, July 1998.
- [39] P. Giesl and H. Wagner. Lyapunov function and the basin of attraction for a single-joint muscle-skeletal model. *Journal of Mathematical Biology*, 54(4):453–464, Apr. 2007.
- [40] S. F. Giszter, K. A. Moxon, I. Rybak, and J. K. Chapin. A neurobiological perspective on humanoid robot design. *IEEE Intelligent Systems*, 2000.
- [41] S. F. Giszter, F. A. Mussa-Ivaldi, and E. Bizzi. Convergent force fields organized in the frog’s spinal cord. *The Journal of Neuroscience*, 13(2):467–491, Feb. 1993.
- [42] H. Gomi and M. Kawato. Human arm stiffness and equilibrium-point trajectory during multi-joint movement. *Biological Cybernetics*, 76(3):163–171, Apr. 1997.
- [43] A. M. Gordon, A. F. Huxley, and F. J. Julian. The variation in isometric tension with sarcomere length in vertebrate muscle fibres. *The Journal of Physiology*, 184(1):170–192, May 1966.

- [44] G. L. Gottlieb. A test of torque-control and equilibrium-point models of motor control. *Human Movement Science*, 19(6):925–931, December 2000.
- [45] P. L. Gribble and D. J. Ostry. Compensation for loads during arm movements using equilibrium-point control. *Experimental Brain Research*, 135:474–482, 2000.
- [46] P. L. Gribble, D. J. Ostry, V. Sanguineti, and R. Laboissière. Are complex control signals required for human arm movement? *Journal of Neurophysiology*, 79(3):1409–1424, Mar. 1998.
- [47] M. Grotjahn and B. Heimann. Model-based feedforward control in industrial robotics. *International Journal of Robotics Research*, 21(1):45–60, 2002.
- [48] X. Gu and D. H. Ballard. An equilibrium point based model unifying movement control in humanoids. In *Proc. of the 2006 Robotics: Science and Systems Conf.*, Philadelphia, PA, USA, Aug. 16-19 2006.
- [49] M. Günther. *Computersimulation zur Synthetisierung des muskulär erzeugten menschlichen Gehens unter Verwendung eines biomechanischen Mehrkörpermodells*. PhD thesis, Eberhard-Karls-Universität zu Tübingen, Fakultät Physik, 1997.
- [50] H. Hatze. A myocybernetic control model of skeletal muscle. *Biological Cybernetics*, 25(2):103–119, June 1977.
- [51] A. V. Hill. The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences (1934-1990)*, 126(843):136–195, October 1938.
- [52] T. L. Hill and G. M. White. On the sliding-filament model of muscular contraction, IV. calculation of force-velocity curves. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 61(3):889–896, November 1968.
- [53] M. R. Hinder and T. E. Milner. The case for an internal dynamics model versus equilibrium point control in human movement. *Journal of Physiology*, 549(3):953–963, June 15 2003.
- [54] J. Hoffmann, M. Berner, M. V. Butz, O. Herbrodt, A. Kiesel, W. Kunde, and A. Lenhard. Explorations of anticipatory behavioral control (abc): a report from the cognitive psychology unit of the university of würzburg. *Cognitive Processing, advance online publication*, 2007.

- [55] N. Hogan. Impedance control: An approach to manipulation: Part i - theory, part ii - implementation, part iii - applications. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control*, 107:1–24, March 1985.
- [56] N. Hogan. The mechanics of multi-joint posture and movement control. *Biological Cybernetics*, 52(5):315–331, Sept. 1985.
- [57] A. F. Huxley. Muscular contraction. *The Journal of Physiology*, 243(1):1–43, November 1974.
- [58] E. J. Hwang, M. A. Smith, and R. Shadmehr. Adaptation and generalization in acceleration dependent force fields. *Experimental Brain Research*, 169(4):496–506, March 2006.
- [59] I. Jahn, editor. *Geschichte der Biologie*. Nikol Verlag, 3 edition, 2004.
- [60] S. Jarić and M. L. Latash. The equilibrium-point hypothesis is still doing fine. *Human Movement Science*, 19(6):933–938, December 2000.
- [61] A. Karniel and G. F. Inbar. A model for learning human reaching movements. *Biological Cybernetics*, 77(3):173–183, Oct. 1997.
- [62] M. Kawato. Internal models for motor control and trajectory planning. *Current Opinion in Neurobiology*, 9(6):718–727, Dec. 1999.
- [63] D. A. Kistemaker, A. K. J. Van Soest, and M. F. Bobbert. Is equilibrium point control feasible for fast goal-directed single-joint movements? *Journal of Neurophysiology*, 95(5):2898–2912, May 2006.
- [64] R. Klinke and S. Silbernagel, editors. *Lehrbuch der Physiologie*. Thieme Verlagsgesellschaft, 3 edition, 2001.
- [65] S. Klug. Biologically inspired control principle for elastic robots. In *Patente aus der Natur - 4. Bionik-Kongress*, Bremen, Germany, November 7-8 2008.
- [66] S. Klug, T. Lens, O. von Stryk, B. Möhl, and A. Karguth. Biologically inspired robot manipulator for new applications in automation engineering. In *Proceedings of Robotik 2008*, number 2012 in VDI-Berichte. VDI Wissensforum GmbH, June 2008.
- [67] S. Klug, B. Möhl, O. von Stryk, and O. Barth. Design and application of a 3 dof bionic robot arm. In *Proc. of the 3rd Int. Symp. on Adaptive Motion in Animals and Machines (AMAM 2005)*, Ilmenau, Germany, Sept. 25-30 2005.

- [68] S. Klug, O. von Stryk, and B. Möhl. Design and control mechanisms for a 3 dof bionic manipulator. In *Proc. of the 1st IEEE/RAS-EMBS Int. Conf. on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob 2006)*, pages 450–454, Pisa, Italy, Feb. 20–22 2006.
- [69] G. K. Klute, J. M. Czerniecki, and B. Hannaford. McKibben artificial muscles: Pneumatic actuators with biomechanical intelligence. In *Proc. of the 1999 IEEE/ASME Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM '99)*, pages 221–226, Atlanta, GA, USA, Sept. 19–23 1999.
- [70] G. K. Klute, J. M. Czerniecki, and B. Hannaford. Artificial muscles: Actuators for biorobotic systems. *The International Journal of Robotics Research*, 21(4):295–309, April 2002.
- [71] G. K. Klute and B. Hannaford. Fatigue characteristics of McKibben artificial muscle actuators. In *Proc. of the 1998 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS'98)*, pages 1776–1781, Victoria, B.C., Canada, October 1998.
- [72] K. Koganezawa, T. Inaba, and T. Nakazawa. Stiffness and angle control of antagonistically driven joint. In *Proc. of the 1st IEEE/RAS-EMBS Int. Conf. on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob 2006)*, pages 1007–1013, Pisa, Italy, Feb. 20–22 2006.
- [73] A. M. Krylow and W. Z. Rymer. Role of intrinsic muscle properties in producing smooth movements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 44(2):165–176, February 1997.
- [74] W. Kunde and M. Weigelt. Goal congruency in bimanual object manipulation. *Journal of Experimental Psychology*, 31(1):145–156, February 2005.
- [75] A. D. Kuo. *Classics in Movement Science*, chapter The action of two-joint muscles: The legacy of W. P. Lombard, pages 289–316. Number 10. Human Kinetics, 2001.
- [76] J. R. Lackner and P. Dizio. Motor control and learning in altered dynamic environments. *Current Opinion in Neurobiology*, 15:653–659, 2005.
- [77] J. R. Lackner and P. DiZio. *Progress in Motor Control - A Multidisciplinary Perspective*, chapter Control and Calibration of Multi-Segment Reaching Movements, pages 681–698. Volume 629 of Sternad [141], 2009.
- [78] A. K. Lappin, J. A. Monroy, J. Q. Pilarski, E. D. Zepnewski, D. J. Pierotti, and K. C. Nishikawa. Storage and recovery of elastic potential energy powers ballistic prey capture in toads. *Journal of Experimental Biology*, 209:2535–2553, 2006.

- [79] M. L. Latash and G. L. Gottlieb. Compliant characteristics of single joints: Preservation of equifinality with phasic reactions. *Biological Cybernetics*, 62(4):331–336, February 1990.
- [80] W. Li, E. Todorov, and X. Pan. Hierarchical optimal control of redundant biomechanical systems. In *Proc. of the 26th Ann. Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS 2004)*, volume 2, pages 4618–4621, San Francisco, CA, USA, Sept. 1-5 2004.
- [81] R. L. Lieber. Skeletal muscle is a biological example of a linear electro-active actuator. In *Proc. of SPIE's 6th Ann. Int. Symp. on Smart Structures and Materials*, volume 3669, pages 19–25, San Diego, CA, USA, Mar. 1-5 1999.
- [82] T. Lin and A. A. Goldenberg. Robust adaptive control of flexible joint robots with joint torque feedback. In *Proc. of the 1995 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA '95)*, volume 1, pages 1229–1234, Nagoya, Japan, May 21-27 1995.
- [83] G. E. Loeb. Control implications of musculoskeletal mechanics. In *Proc. of the IEEE 17th Ann. Int. Conf. on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS '95)*, volume 2, pages 1393–1394, Montreal, Que., Canada, Sept. 20-23 1995.
- [84] F. Lorussi, S. Galatolo, C. Caudai, A. Tognetti, and D. De Rossi. Compliance control and feldman's muscle model. In *Proc. of the 1st IEEE/RAS-EMBS Int. Conf. on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob 2006)*, pages 1194–1199, Pisa, Italy, Feb. 20-22 2006.
- [85] S. Ma and M. Watanabe. Time-optimal control of kinematically redundant manipulators with limit heat characteristics of actuators. *Advanced Robotics*, 16(8):735–749, Dec. 2002.
- [86] P. B. C. Matthews. The dependence of tension upon extension in the stretch reflex of the soleus muscle of the decerebrate cat. *Journal of Physiology*, 147(3):521–546, Oct. 1959.
- [87] J. McIntyre and E. Bizzi. Servo hypotheses for the biological control of movement. *Journal of Motor Behavior*, 25(3):193–202, September 1993.
- [88] F. Mechsner. A psychological approach to human voluntary movements. *Journal of Motor Behavior*, 36(4):355–370, December 2004.

- [89] P. A. Merton. Speculations on the servo-control of movement. *Ciba Foundation Symposium - The Spinal Cord*, pages 247–255, 1953.
- [90] S. Mijailovich, J. J. Fredberg, and J. P. Butler. On the theory of muscle contraction: Filament extensibility and the development of isometric force and stiffness. *Biophysical Journal*, 71(3):1475–1484, September 1996.
- [91] H. Mittelstaedt. Reafferenzprinzip - apologie und kritik. In W. D. Keidel and K.-H. Plattig, editors, *Vorträge der Erlanger Physiologentagung*, pages 161–171, 1970.
- [92] I. Mizuuchi, R. Tajima, T. Yoshikai, D. Sato, K. Nagashima, M. Inaba, Y. Kuniyoshi, and H. Inoue. The design and control of the flexible spine of a fully tendon-driven humanoid "kenta". In *Proc. of the 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2002)*, volume 3, pages 2527–2532, Lausanne, Switzerland, Oct. 2002.
- [93] B. Möhl. Die flugsteuerung der wanderheuschrecken. *Spektrum der Wissenschaften*, pages 66–75, July 1990.
- [94] B. Möhl. A two jointed robot arm with elastic drives and active oscillation damping. In *Proc. of the 1997 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS '97), Workshop: Bio-Mechatronic Systems*, Grenoble, France, Sept. 7-11 1997.
- [95] B. Möhl. A bionic robot arm with compliant actuators. In G. T. McKee and P. S. Schenker, editors, *Proc. of SPIE's 7th Ann. Int. Symp. on Smart Structures and Materials, Sensor Fusion and Decentralized Control in Robotic Systems III*, volume 4196, pages 82–85, Boston, Ma, USA, Nov. 6 2000.
- [96] B. Möhl. A composite drive with separate control of force and position. In *Proc. of the 11th IEEE Int. Conf. on Advanced Robotics (ICAR 2003)*, Coimbra, Portugal, June 30 - July 2 2003.
- [97] B. Möhl. *Technischer Einsatz Neuer Aktoren: Grundlagen, Werkstoffe, Designregeln und Anwendungsbeispiele*, chapter Der bionische Arbeitsarm - ein von der Biologie inspiriertes Antriebskonzept. Expert-Verlag, 2003.
- [98] P. Morasso, A. Bottaro, M. Casadio, and V. Sanguineti. Reflexes and internal models in biomimetic robot systems. *Cognitive Processing*, 6(1):25–36, Mar. 2005.
- [99] Y. Mukaibo, S. Park, and T. Maeno. Equilibrium point control of a robot arm with a double actuator joint. In *Int. Symp. on Robotics and Automation (ISRA 2004)*, Querétaro, Mexico, Aug. 25-27 2004.

- [100] S. H. Murphy, J. T. Wen, and G. M. Saridis. Simulation and analysis of flexibly jointed manipulators. In *Proc. of the 29th IEEE Conf. on Decision and Control*, volume 2, pages 545–550, Honolulu, HI, USA, December 5-7 1990.
- [101] F. A. Mussa-Ivaldi. *From Basic Motor Control to Functional Recovery*, chapter Motor Primitives, Force-Fields and the Equilibrium Point Theory, pages 392–398. Academic Publishing House "Prof. M. Drinov", Sofia, Bulgaria, 1999.
- [102] F. A. Mussa-Ivaldi and E. Bizzi. Motor learning through the combination of primitives. *Philosophical Trans. of the Royal Society B: Biological Sciences*, 355(1404):1755–1769, Dec. 2000.
- [103] W. S. Newman and M. S. Branicky. Experiments reflex control for industrial manipulators, 1990.
- [104] B. M. Nigg and W. Herzog. *Biomechanics of the Musculo-skeletal System*. Wiley, 2 edition, 1999.
- [105] K. Nishikawa, A. A. Biewener, P. Aerts, A. N. Ahn, H. J. Chiel, M. A. Daley, T. L. Daniel, R. J. Full, M. E. Hale, T. L. Hedrick, A. K. Lappin, T. R. Nichols, R. D. Quinn, R. A. Satterlie, and B. Szymik. Neuromechanics: an integrative approach for understanding motor control. *Integrative and Comparative Biology*, 47(1):16–54, July 2007.
- [106] S. Northrup, N. Sarkar, and K. Kawamura. Biologically-inspired control architecture for a humanoid robot. In *Proc. of the 2001 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS'01)*, October 2001.
- [107] D. J. Ostry and A. G. Feldman. A critical evaluation of the force control hypothesis in motor control. *Experimental Brain Research*, 153(3):275–288, December 2003.
- [108] H.-S. Park, P. H. Chang, and J.-S. Hur. Time-varying input shaping technique applied to vibration reduction of an industrial robot. In *Proc. of the 1999 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS'99)*, volume 1, pages 285–290, October 17-21 1999.
- [109] L. D. Partridge. Intrinsic feedback factors producing inertial compensation in muscle. *Biophysical Journal*, 7(6):853–863, Nov. 1976.
- [110] H. Penzlin. *Lehrbuch der Tierphysiologie*. Spektrum Akademischer Verlag, 7 edition, 2005.
- [111] R. Pfeifer. *Understanding Intelligence*. MIT Press, 2001.

- [112] A. Polit and E. Bizzi. Processes controlling arm movements in monkeys. *Science*, 201(4362):1235–1237, September 1978.
- [113] A. Polit and E. Bizzi. Characteristics of motor programs underlying arm movements in monkeys. *Journal of Neurophysiology*, 42(1):183–194, 1979.
- [114] W. T. Powers. The Nature of PCT. In *Proc. of the Annual Meeting of the American Educational Research Association*, San Francisco, CA, USA, April 1995.
- [115] G. A. Pratt. Low impedance walking robots. *Integrative and Comparative Biology*, 42(1):174–181, Feb. 2002.
- [116] G. A. Pratt and M. M. Williamson. Series elastic actuators. In *Proc. of the 1995 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS '95)*, volume 1, pages 399–406, Pittsburgh, PA, USA, Aug. 5-9 1995.
- [117] A. Prochazka, V. Gritsenko, and S. Yakovenko. *Sensorimotor Control of Movement and Posture*, volume 508 of *Advances in Experimental Medicine and Biology*, chapter Sensory Control of Locomotion: Reflexes versus Higher-Level Control, pages 357–367. Kluwer Academic/Plenum Publishers, London, New York, Aug. 2002.
- [118] K. Raum. *Quantitative Akustische Rastermikroskopiemethoden zur Charakterisierung der elastischen Eigenschaften von Knochengewebe*. PhD thesis, Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, 2002.
- [119] M. C. Readman. *Flexible Joint Robots*. CRC Press, Boca Raton, FL, USA, 1994.
- [120] D. J. Riemersma and H. C. Schamhardt. In vitro mechanical properties of equine tendons in relation to cross-sectional area and collagen content. *Research in Veterinary Science*, 39(3):263–270, 1985.
- [121] G. Rizzolatti, L. Fadiga, V. Gallese, and L. Fogassi. Premotor cortex and the recognition of motor actions. *Cognitive Brain Research*, 3(2):131–141, March 1996.
- [122] D. W. Robinson, J. E. Pratt, D. J. Paluska, and G. A. Pratt. Series elastic actuator development for a biomimetic walking robot. In *Proceedings of the 1999 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 1999)*, pages 561–568, Atlanta, GA, USA, September 19-23 1999.
- [123] H. G. Sage, M. F. De Mathelin, and E. Ostertag. Robust control of robot manipulators: a survey. *International Journal of Control*, 72(16):1498–1522, November 1999.

- [124] R. M. Sanner and M. Kosha. A mathematical model of the adaptive control of human arm motions. *Biological Cybernetics*, 80(5):369–382, May 1999.
- [125] R. A. Schmidt and T. D. Lee. *Motor Control and Learning*. Human Kinetics, 4 edition, March 2005.
- [126] R. F. Schmidt and F. Lang, editors. *Physiologie des Menschen*. Springer, 30 edition, 2007.
- [127] S. Schmitt. *Über die Anwendung und Modifikation des Hill’schen Muskelmodells in der Biomechanik*. PhD thesis, Eberhard-Karls-Universität zu Tübingen, December 2006.
- [128] A. C. Schoute, E. de Vlugt, F. C. T. van der Helm, and G. G. Brouwn. Optimal posture control of a musculo-skeletal arm model. *Biological Cybernetics*, 84(2):143–152, Jan. 2001.
- [129] R. Shadmehr and M. A. Arbib. A mathematical analysis of the force-stiffness characteristics of muscles in control of a single joint system. *Biological Cybernetics*, 66(6):463–477, Apr. 1992.
- [130] R. Shadmehr and F. A. Mussa-Ivaldi. Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task. *The Journal of Neuroscience*, 14(5):3208–3224, May 1994.
- [131] R. Shadmehr, F. A. Mussa-Ivaldi, and E. Bizzi. Postural force fields of the human arm and their role in generating multijoint movements. *The Journal of Neuroscience*, 13(1):45–62, Jan. 1993.
- [132] R. Shadmehr and S. P. Wise. *The Computational Neurobiology of Reaching and Pointing - A Foundation for Motor Learning*. Computational Neuroscience Series. The MIT Press, 2005.
- [133] T. Siebert, C. Rode, W. Herzog, O. Till, and R. Blickhan. Nonlinearities make a difference: comparison of two common hill-type models with real muscle. *Biological Cybernetics*, 98(2):133–143, Feb. 2008.
- [134] A. Siemieniowski. Direct solution of the inverse optimization problem of load sharing between muscles. *Journal of Biomechanics*, 39(1):S45, 2006.
- [135] W. M. Silver. On the equivalence of lagrangian and newton-euler dynamics for manipulators. *The International Journal of Robotics Research*, 1(2):60–70, 1982.

- [136] M. Solomonow, C. Guanche, C. Wink, T. Knatt, R. V. Baratta, and Y. Lu. Mechanoreceptors and reflex arc in the feline shoulder. *Journal of Shoulder and Elbow Surgery*, 5(2):139–146, March 1996.
- [137] M. W. Spong. Modeling and control of elastic joint robots. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 3(4):291–300, 1987.
- [138] M. W. Spong, S. Hutchinson, and M. Vidyasagar. *Robot Modeling and Control*. Wiley, 2006.
- [139] M. W. Spong, K. Khorasani, and P. V. Kokotovic. An integral manifold approach to the feedback control of flexible joint robots. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 3(4):291–300, Aug. 1987.
- [140] M. Stelzer. *Forward Dynamics Simulation and Optimization of Walking Robots and Humans*. PhD thesis, Technische Universität Darmstadt, Fachgebiet Simulation, Systemoptimierung und Robotik, 2007.
- [141] D. Sternad, editor. *Progress in Motor Control - A Multidisciplinary Perspective*, volume 629 of *Advances in Experimental Medicine and Biology*. Springer US, 2009.
- [142] A. H. A. Stienen, A. C. Schoute, J. Schuurmans, and F. C. T. van der Helm. Analysis of reflex modulation with a biologically realistic neural network. *Journal of Computational Neuroscience*, 23(3):333–348, December 2007.
- [143] S. Stroeve. Impedance characteristics of a neuromusculoskeletal model of the human arm i. posture control. *Biological Cybernetics*, 81(5-6):475–494, Nov. 1999.
- [144] R. M. Sunderland, R. I. Damper, and R. M. Crowder. A framework for biologically-inspired control of reaching motions. In *Proc. of the 3rd Int. Symp. on Adaptive Motion in Animals and Machines (AMAM 2005)*, Ilmenau, Germany, Sept. 25-30 2005.
- [145] L. M. Sweet and M. C. Good. Redefinition of the robot motion-control problem. *IEEE Control Systems Magazine*, 5(3):18–25, August 1985.
- [146] M. Takagi and S. Arimoto. A new feedback method for dynamic control of manipulators. *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1981.
- [147] G. ten Bruggencate and N. Dieringer. *Lehrbuch der Physiologie*, chapter Sensomotorische Systeme: Körperhaltung, Bewegung und Blickmotorik, pages 653–700. In Klinker and Silbernagel [64], 3 edition, 2001.

- [148] P. Thier. *Neuropsychologie*, chapter 26 - Grundlagen zielgerichteter Motorik, pages 275–285. Springer Medizin Verlag Heidelberg, 2 edition, 2006.
- [149] M. Thümmel, M. Otter, and J. Bals. Control of robots with elastic joints based on automatic generation of inverse dynamics models. In *Proc. of the 2001 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2001)*, volume 2, pages 925–930, Maui, Hawaii, USA, Oct. 29 - Nov. 03 2001.
- [150] P. Tomei. A simple pd controller for robots with elastic joints. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 36(10):1208–1213, Oct. 1991.
- [151] E. B. Torres and D. Zipser. Reaching to grasp with a multi-jointed arm (i. computational model). *Journal of Neurophysiology*, 88(5):2355–2367, Nov. 1 2002.
- [152] F. C. T. van der Helm, A. C. Schoute, E. de Vlugt, and G. G. Brouwn. Identification of intrinsic and reflexive components of human arm dynamics during postural control. *Journal of Neuroscience Methods*, 119(1):1–14, September 2002.
- [153] B. J. J. J. van der Linden. *Mechanical Modeling of Skeletal Muscle Functioning*. PhD thesis, Universiteit Twente, Netherlands, May 1998.
- [154] P. van der Smagt and D. Bullock. Can artificial cerebellar models compete to control robots? Extended abstracts of the NIPS*97 Workshop 515-97-28, DLR Oberpfaffenhofen, December 1997.
- [155] P. van der Smagt, F. Groen, and K. Schulten. Analysis and control of a rubber-tuator arm. *Biological Cybernetics*, 75:433–440, 1996.
- [156] R. Van Ham, B. Vanderborght, B. Verrelst, M. Van Damme, and D. Lefeber. MACCEPA: the mechanically adjustable compliance and controllable equilibrium position actuator used in the 'controlled passive walking' biped veronica, 2006.
- [157] A. K. J. Van Soest and M. F. Bobbert. The contribution of muscle properties in the control of explosive movements. *Biological Cybernetics*, 69(2):195–204, July 1993.
- [158] E. von Holst and H. Mittelstaedt. Das Reafferenzprinzip. *Naturwissenschaften*, 37(20):464–476, Jan. 1950.
- [159] O. von Stryk and R. Bulirsch. Direct and indirect methods for trajectory optimization. *Annals of Operations research*, 37:357–373, 1992.

- [160] H. Wagner and R. Blickhan. Stabilizing function of skeletal muscles: an analytical investigation. *Journal of Theoretical Biology*, 199(2):163–179, July 21 1999.
- [161] H. Wagner and R. Blickhan. Stabilizing function of antagonistic neuromusculoskeletal systems: an analytical investigation. *Biological Cybernetics*, 89(1):71–79, July 2003.
- [162] M. M. Williamson. Series elastic actuators. Master’s thesis, Massachusetts Institute of Technology, Department of Electrical Engineering and Computer Science, February 1995.
- [163] M. M. Williamson. Postular primitives: Interactive behavior for a humanoid robot arm. In *From Animals to Animates 4: Proc. of the 4th Int. Conf. on Simulation of Adaptive Behavior (SAB ’96)*, Cape Cod, MA, USA, Sept. 9-13 1996.
- [164] M. M. Williamson. Rhythmic robot arm control using oscillators. In *IROS 98*, 1998.
- [165] M. M. Williamson. *Robot Arm Control Exploiting Natural Dynamics*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, June 1999.
- [166] J. M. Winters and L. Stark. Muscle models: What is gained and what is lost by varying model complexity. *Biological Cybernetics*, 55(6):403–420, March 1987.
- [167] S. P. Wise and R. Shadmehr. *Encyclopedia of the Human Brain*, volume 3, chapter Motor Control, pages 137–157. Academic Press, 1 edition, 2002.
- [168] D. M. Wolpert, Z. Ghahramani, and M. I. Jordan. An internal model for sensorimotor integration. *Science*, 269(5232):1880–1882, September 29 1995.
- [169] D. M. Wolpert and M. Kawato. Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks*, 11:1317–1329, 1998.
- [170] C.-h. Wu, K.-S. Hwang, and C. Shih-Lang. Analysis and implementation of a neuromuscular-like control for robotic compliance. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 5(6):586–597, November 1997.
- [171] K. Yoshida, N. Hata, T. Uchida, and Y. Hori. A novel design and realization of robot arm based on the principle of bi-articular muscles. In *Proc. of the 2006 ICIT*, 2006.
- [172] H. N. Zelaznik, editor. *Advances in Motor Learning and Control*. Human Kinetics, 1996.

- [173] M. Zinn, B. Roth, O. Khatib, and J. K. Salisbury. A new actuation approach for human friendly robot design. *The International Journal of Robotics Research*, 23(4-5):379–398, April-May 2004.

*Wissenschaftlicher Werdegang*¹

seit 05.2004	Wissenschaftlicher Mitarbeiter, Fachgebiet Simulation, Systemoptimierung und Robotik, Fachbereich Informatik, Technisch Universität Darmstadt
10.2002 - 04.2003	Diplomarbeit, JSK-Laboratory, Universität Tokio, Japan
10.2000 - 09.2003	Hauptstudium, Schwerpunkt: Technische Biologie und Bionik, Universität des Saarlandes, Saarbrücken
09.1999 - 07.2000	Auslandsstudium, Toyo Universität, Tokio, Japan
09.1997 -09.1999	Grundstudium, Biologie, Philipps-Universität, Marburg

*Erklärung*²

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit - mit Ausnahme der in ihr ausdrücklich genannten Hilfsmittel - selbstständig verfasst habe.

¹gemäß § 20 Abs. 3 der Promotionsordnung der TU Darmstadt

²gemäß § 9 Abs. 1 der Promotionsordnung der TU Darmstadt